



TUGAS AKHIR - SS 141501

**ANALISIS PERAMALAN PENJUALAN PREMIUM DAN
SOLAR DI PT. PERTAMINA (PERSERO) REGIONAL V
SURABAYA MENGGUNAKAN METODE ARIMAX DAN
REGRESI *TIME SERIES***

**UZLIFATUS SYARIFAH
NRP 1313 105 018**

**Dosen Pembimbing
Dr. Dra. Kartika Fitriasari, M.Si.**

**Program Studi S1 Statistika
Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam
Institut Teknologi Sepuluh Nopember
Surabaya 2015**



FINAL PROJECT - SS 141501

**ANALYSIS SALES FORECASTING PREMIUM AND
SOLAR IN PT. PERTAMINA (PERSERO) REGIONAL V
SURABAYA USING ARIMAX AND TIME SERIES
REGRESSION METHOD**

**UZLIFATUS SYARIFAH
NRP 1313 105 018**

**Supervisor
Dr. Dra. Kartika Fitriasari, M.Si.**

**Undergraduate Programme of Statistics
Faculty of Mathematics and Natural Sciences
Institut Teknologi Sepuluh Nopember
Surabaya 2015**

LEMBAR PENGESAHAN

ANALISIS PERAMALAN PENJUALAN PREMIUM DAN SOLAR DI PT. PERTAMINA (PERSERO) REGIONAL V SURABAYA MENGGUNAKAN METODE ARIMAX DAN REGRESI *TIME SERIES*

TUGAS AKHIR

Diajukan Untuk Memenuhi Salah Satu Syarat
Memperoleh Gelar Sarjana Sains
pada
Program Studi S1 Jurusan Statistika
Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam
Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Oleh :

UZLIFATUS SYARIFAH
NRP. 1313 105 018

Disetujui oleh Pembimbing Tugas Akhir :

Dr. Dra. Kartika Fitriasari, M.Si.
NIP. 19691212199303 2 002

Handwritten signature



ANALYSIS SALES FORECASTING PREMIUM AND SOLAR IN PT. PERTAMINA (PERSERO) REGIONAL V SURABAYA USING ARIMAX AND TIME SERIES REGRESSION METHOD

Name of Student : Uzlifatus Syarifah
NRP : 1313 105 018
Department : Statistics FMIPA-ITS
Supervisor : Dr. Dra. Kartika Fitriasari, M.Si.

Abstract

An increase in the volume of vehicles produced stating the more the level of fuel needs for users of motor vehicles every day, especially Surabaya area that dominates the two-wheeler and four wheels. Dispenda (2015) stated that the number of vehicles rose 200,000 vehicles each year. As the number of activities that humans do every day makes the need for fuel is increasing, especially for urban communities as an example the city of Surabaya, which has a high level of mobility where often there is a delay distribution resulting in scarcity of gasoline and diesel were high and its sales fluctuate, then the problem is how determine and obtain the appropriate model to forecast sales volume of gasoline and diesel by 2015 using ARIMA, ARIMAX, and Regression Time Series by looking at the characteristics of gasoline and diesel fuel sales 2008-2014 in the Dashboard display. Variables used are the sales volume of gasoline and diesel. Based on the criteria for best model we concluded that the appropriate method is ARIMA (0,1,1) (0,1,0)¹² premium to forecast sales. As for predicting solar suitable method is Regression models Time Series.

Keywords : ARIMA, ARIMAX, BBM, and Time Series Regression.

Analisis Peramalan Penjualan Premium dan Solar di PT. Pertamina (Persero) Regional V Surabaya Menggunakan Metode ARIMAX dan Regresi *Time Series*

Nama Mahasiswa : Uzlifatus Syarifah
NRP : 1313 105 018
Jurusan : Statistika FMIPA-ITS
Dosen Pembimbing : Dr. Dra. Kartika Fitriasari, M.Si.

Abstrak

Peningkatan volume kendaraan yang diproduksi menyatakan semakin banyak tingkat kebutuhan bahan bakar minyak untuk pengguna kendaraan bermotor setiap hari, khususnya wilayah Surabaya yang mendominasi kendaraan roda dua maupun roda empat. Dispenda (2015) menyatakan bahwa jumlah kendaraan naik sebanyak 200.000 kendaraan tiap tahunnya. Seiring banyaknya aktivitas yang dilakukan manusia setiap hari membuat kebutuhan bahan bakar semakin meningkat, terutama bagi masyarakat perkotaan sebagai contoh kota Surabaya yang memiliki tingkat mobilitas tinggi dimana seringkali terjadi keterlambatan pendistribusian yang mengakibatkan kelangkaan premium dan solar yang penjualannya tinggi dan sifatnya fluktuatif, maka permasalahannya adalah bagaimana menentukan dan mendapatkan model yang sesuai untuk meramalkan volume penjualan premium dan solar pada tahun 2015 menggunakan metode ARIMA, ARIMAX, dan Regresi Time Series dengan melihat karakteristik penjualan premium dan solar tahun 2008-2014 pada tampilan Dashboard. Variabel yang digunakan yaitu volume penjualan premium dan solar. Berdasarkan kriteria model terbaik diperoleh kesimpulan bahwa metode yang sesuai adalah model ARIMA (0,1,1) (0,1,0)¹² untuk meramalkan penjualan premium. Sedangkan untuk meramalkan solar metode yang sesuai adalah model Regresi Time Series.

Kata kunci : ARIMA, ARIMAX, BBM, dan Regresi Time Series.

KATA PENGANTAR

Puji syukur atas kehadiran Allah SWT atas segala rahmat, karunia, rizki, dan hidayah-Nya. Serta nikmat keimanan dan kesehatan merupakan salah satu nikmat berharga yang penulis rasakan selama proses pengerjaan Tugas Akhir ini, dengan kedua nikmat tersebut penulis akhirnya dapat menyelesaikan penulisan laporan Tugas Akhir dengan judul :

“Analisis Peramalan Penjualan Premium dan Solar di PT. Pertamina (Persero) Regional V Surabaya Menggunakan Metode ARIMAX dan Regresi *Time Series*.”

Selama proses pengerjaan sampai tersusunnya laporan Tugas Akhir ini, penulis banyak dibantu oleh beberapa pihak. Untuk itu penulis ingin menyampaikan apresiasi dan ucapan terima kasih kepada :

1. Kedua orang tua tercinta, Bapak Drs. H. Slamet Aliwasa, S.Pd. dan Ibu Hj. Nur Laily, S.Pd, SD yang banyak memberikan dukungan serta doa untuk kelancaran dan kesuksesan penulis.
2. Ibu Dr. Dra. Kartika Fitriasari, M.Si. selaku dosen pembimbing yang selama ini sudah banyak memberikan ilmunya dan bersabar dalam membimbing penulis selama proses pengerjaan Tugas Akhir.
3. Bapak Prof. Dr. Nur Iriawan dan Bapak Dr. rer.pol. Heri Kuswanto, S.Si., M.Si. selaku dosen penguji penulis yang sudah memberikan kritik dan saran dalam Tugas Akhir.
4. Bapak Dr. Muhammad Mashuri, MT. selaku Ketua Jurusan Statistika ITS.
5. Ibu Dra. Lucia Aridinanti, MT. selaku Ketua Program Studi Sarjana Jurusan Statistika ITS.
6. Bapak Ir. Dwi Atmono Agus Widodo, MI.Komp selaku dosen wali penulis yang memberikan motivasi.
7. Bapak Dr. Suhartono dan Dosen-dosen Jurusan Statistika ITS Surabaya yang telah memberikan ilmu dan semangat kepada penulis.

8. Pihak-pihak PT. Pertamina (Persero) Mas Arif, Pak Widodo, Nurul A. Hijriyah, Nikita Nuary S., dan teman-teman Pertamina Pelumas yang telah membantu penulis mulai dari kemudahan dalam memperoleh data, informasi yang dibutuhkan serta dukungan maupun doa kepada Penulis dalam pengerjaan Tugas Akhir.
9. Saudara-saudara tercinta Anita Nur Syahbana, S.M., Virly Rahmawati, dan Fahrizal Auliansyah yang telah memberikan doa dan motivasi kepada penulis.
10. Seluruh keluarga yang telah memberikan doa dan dukungan kepada penulis.
11. Rizky Fichamdani, S.T. yang telah memberikan doa, dorongan, dan dukungan serta motivasi dalam pengerjaan Tugas Akhir kepada penulis.
12. Teman-teman seperjuangan *time series* salis, jeje, mbak hanna, mas yunaz, dan yang telah memberikan semangat, dukungan, dan doa dalam penyelesaian Tugas Akhir.
13. Teman-teman angkatan 2010 jeje, fani, salis, dan teman-teman yang lain yang telah memberikan semangat, dukungan, dan doa dalam penyelesaian Tugas Akhir.
14. Pihak-pihak yang sudah banyak membantu penulis dalam proses pengerjaan Tugas Akhir ini, yang tidak dapat penulis sebutkan satu per satu.

Penulis menyadari bahwa laporan ini masih jauh dari kesempurnaan, untuk itu penulis menerima segala macam bentuk saran dan kritik yang diberikan untuk perbaikan laporan Tugas Akhir ini. Terakhir, penulis berharap semoga laporan ini dapat memberikan banyak manfaat untuk pembaca.

Surabaya, Juli 2015

Penulis

DAFTAR ISI

	Halaman
HALAMAN JUDUL	i
ABSTRAK	vii
ABSTRACT	ix
KATA PENGANTAR	xi
DAFTAR ISI	xiii
DAFTAR TABEL	xv
DAFTAR GAMBAR	xix
DAFTAR LAMPIRAN	xxi
BAB I PENDAHULUAN	
1.1 Latar Belakang.....	1
1.2 Perumusan Masalah.....	3
1.3 Tujuan Penelitian.....	4
1.4 Manfaat Penelitian.....	4
1.5 Batasan Masalah	5
BAB II TINJAUAN PUSTAKA	
2.1 Konsep Dasar <i>Times Series</i>	7
2.2 <i>Autoregressive Integrated Moving Average</i> (ARIMA)	7
2.2.1 Model <i>Autoregressive</i> (AR)	8
2.2.2 Model <i>Moving Average</i> (MA).....	8
2.2.3 Model <i>Autoregressive Moving Average</i> (ARMA).....	8
2.2.4 Model <i>Autoregressive Integrated Moving</i> <i>Average</i> (ARIMA).....	9
2.3 Langkah-langkah Pemodelan ARIMA	9
2.3.1 Identifikasi Model	10
2.3.2 Estimasi dan Pengujian Parameter.....	13
2.3.3 Diagnosis Model	14
2.3.4 Pemilihan Model Terbaik.....	16
2.4 Identifikasi <i>Outlier</i>	16

2.5 Analisis <i>Time Series</i> dengan Efek Kalender Variasi (Model ARIMAX)	17
2.6 Regresi <i>Time Series</i>	18
2.6.1 Estimasi Parameter (<i>Ordinary Least Square</i>) ..	19
2.6.2 Uji Signifikansi Parameter Regresi <i>Time Series</i>	20
2.7 Dashboard Pada Microsoft Excel	20
2.8 Macam-macam Jenis BBM	22

BAB III METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Sumber Data dan Variabel Penelitian	23
3.2 Metode Analisis.....	23
3.3 Diagram Alir	24

BAB IV ANALISIS DATA DAN PEMBAHASAN

4.1 Analisis Peramalan Menggunakan Metode ARIMA dan ARIMAX.....	29
4.1.1 Analisis Peramalan Premium dan Solar di PT. Pertamina (Persero) Regional V Surabaya Menggunakan Metode ARIMA	29
4.1.2 Analisis Peramalan Premium dan Solar di PT. Pertamina (Persero) Regional V Surabaya Menggunakan Metode ARIMAX	43
4.1.3 Perbandingan Model Peramalan ARIMA, ARIMAX, dan Regresi <i>Time Series</i>	52
4.2 Karakteristik Penjualan Premium dan Solar di PT. Pertamina (Persero) Regional V Surabaya dengan Tampilan Dashboard <i>Microsoft Excel</i>	55

BAB V. KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan	57
5.2 Saran	57

DAFTAR PUSTAKA	59
-----------------------------	----

LAMPIRAN	60
-----------------------	----

DAFTAR TABEL

	Halaman
Tabel 2.1 Transformasi Box-Cox	11
Tabel 2.2 Bentuk ACF dan PACF Untuk Model ARIMA.....	13
Tabel 4.1 Tanggal Terjadinya Lebaran Tahun 2008-2013	31
Tabel 4.2 Estimasi dan Pengujian Signifikansi Parameter Dugaan Model ARIMA Data Penjualan Premium ..	36
Tabel 4.3 Uji Asumsi Residual <i>White Noise</i> Dugaan Model ARIMA Data Penjualan Premium	36
Tabel 4.4 Uji Asumsi Residual Distribusi Normal Dugaan Model ARIMA Data Penjualan Premium ..	37
Tabel 4.5 Estimasi dan Pengujian Signifikansi Parameter Dugaan Model ARIMA Data Penjualan Solar.....	37
Tabel 4.6 Uji Asumsi Residual <i>White Noise</i> Dugaan Model ARIMA Data Penjualan Solar	38
Tabel 4.7 Uji Asumsi Residual Distribusi Normal Dugaan Model ARIMA Data Penjualan Solar.....	39
Tabel 4.8 Pendeteksian <i>Outlier</i> Pada Model ARIMA (3,1,0) (0,1,0) ¹²	39
Tabel 4.9 Pendeteksian <i>Outlier</i> Pada Model ARIMA (3,1,0) (0,1,0) ¹² (Lanjutan).....	40
Tabel 4.10 Penjelasan Data Terjadinya <i>Outlier</i>	40
Tabel 4.11 Estimasi dan Pengujian Signifikansi Parameter Dugaan Model ARIMA Data Penjualan Solar Dengan <i>Outlier</i>	41
Tabel 4.12 Uji Asumsi Residual <i>White Noise</i> Dugaan Model ARIMA Data Penjualan Solar dengan <i>Outlier</i>	41
Tabel 4.13 Uji Asumsi Residual Distribusi Normal Dugaan Model ARIMA Data Penjualan Solar dengan <i>Outlier</i>	42
Tabel 4.14 Kriteria Keباikan Model ARIMA Pada Data Penjualan Premium	42

Tabel 4.15	Nilai Kebaikan Model ARIMA Pada Data Penjualan Solar dengan Penambahan <i>Outlier</i>	43
Tabel 4.16	Variabel <i>Dummy</i> dalam Pemodelan ARIMAX.....	44
Tabel 4.17	Pemodelan Regresi dengan Variabel <i>Dummy</i> Pada Data Penjualan Premium.....	44
Tabel 4.18	Pemodelan Regresi dengan Variabel <i>Dummy</i> Pada Data Penjualan Solar	45
Tabel 4.19	Estimasi dan Pengujian Signifikansi Parameter Model Regresi Pada Data Penjualan Premium	45
Tabel 4.20	Estimasi dan Pengujian Signifikansi Parameter Model Regresi Pada Data Penjualan Solar.....	46
Tabel 4.21	Estimasi dan Pengujian Signifikansi Parameter Model ARIMAX Pada Data Penjualan Premium ..	49
Tabel 4.22	Estimasi dan Pengujian Signifikansi Parameter Model ARIMAX Pada Data Penjualan Premium (Lanjutan).....	50
Tabel 4.23	Pengujian <i>White Noise</i> Residual Model ARIMAX Pada Data Penjualan Premium	50
Tabel 4.24	Pengujian <i>White Noise</i> Residual Model ARIMAX Pada Data Penjualan Premium (Lanjutan)	51
Tabel 4.25	Uji Asumsi Residual Distribusi Normal Model ARIMAX Pada Data Penjualan Premium	51
Tabel 4.26	Pemilihan Model ARIMAX Terbaik Pada Data Penjualan Premium	52
Tabel 4.27	Perbandingan Model ARIMA dan ARIMAX Pada Data Penjualan Premium	53
Tabel 4.28	Perbandingan Model ARIMAX dan Regresi <i>Time Series</i> Pada Data Penjualan Solar	53
Tabel 4.29	Hasil Peramalan Penjualan Premium Pada Tahun 2015 di PT. Pertamina (Persero) Regional V Surabaya.....	53

Tabel 4.30	Hasil Peramalan Penjualan Premium Pada Tahun 2015 di PT. Pertamina (Persero) Regional V Surabaya (Lanjutan).....	54
Tabel 4.31	Hasil Peramalan Penjualan Solar Pada Tahun 2015 di PT. Pertamina (Persero) Regional V Surabaya.....	54

DAFTAR GAMBAR

	Halaman
Gambar 4.1 <i>Time Series</i> Plot Penjualan Premium	30
Gambar 4.2 <i>Time Series</i> Plot Penjualan Solar	30
Gambar 4.3 <i>Differencing Time Series</i> Plot Penjualan Premium	32
Gambar 4.4 <i>Differencing Time Series</i> Plot Penjualan Solar....	32
Gambar 4.5 Plot Box-Cox Data Penjualan Premium	33
Gambar 4.6 Plot Box-Cox Data Penjualan Solar	33
Gambar 4.7 Plot ACF (a) dan Plot PACF (b) Data Penjualan Premium	34
Gambar 4.8 Plot ACF (a) dan Plot PACF (b) Data Penjualan Solar.....	34
Gambar 4.9 Plot ACF dan Plot PACF (b) Data Penjualan Premium Setelah <i>Differencing</i>	35
Gambar 4.10 Plot ACF dan Plot PACF Data Penjualan Solar Setelah <i>Differencing</i>	35
Gambar 4.11 <i>Time Series</i> Plot Residual Model Regresi Pada Data Penjualan Premium.....	47
Gambar 4.12 <i>Time Series Plot</i> Residual Model Regresi Pada Data Penjualan Solar	47
Gambar 4.13 Plot ACF dan Plot PACF Residual Model Regresi Data Penjualan Premium	48
Gambar 4.14 Plot ACF dan Plot PACF Residual Model Regresi Data Penjualan Solar	48
Gambar 4.15 Pengujian Asumsi Residual Distribusi Normal Model Pada Data Penjualan Solar	51
Gambar 4.16 Karakteristik Penjualan Premium di PT. Pertamina (Persero) Regional V Surabaya Tahun 2008-2014	55
Gambar 4.17 Karakteristik Penjualan Solar di PT. Pertamina (Persero) Regional V Surabaya Tahun 2008-2014	56

DAFTAR LAMPIRAN

	Halaman
Lampiran 1 Data Penjualan Premium dan Solar di Pertamina (Persero) Regional V Surabaya	61
Lampiran 2 Metode ARIMA.....	64
Lampiran 3 Metode ARIMAX	88

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Peningkatan volume kendaraan yang diproduksi menyatakan semakin banyak tingkat kebutuhan bahan bakar minyak untuk pengguna kendaraan bermotor setiap harinya, khususnya wilayah Surabaya yang mendominasi kendaraan roda dua maupun roda empat. Seringkali terjadi keterlambatan pendistribusian yang mengakibatkan kelangkaan seiring banyaknya kebutuhan akan Bahan Bakar Minyak (BBM). Bahan bakar merupakan kebutuhan utama untuk transportasi khususnya sepeda motor maupun mobil. Banyaknya aktivitas yang dilakukan manusia setiap harinya membuat kebutuhan bahan bakar semakin meningkat, terutama bagi masyarakat perkotaan sebagai contoh kota Surabaya yang memiliki tingkat mobilitas tinggi.

Pada akhir 2013 jumlah kendaraan bermotor di Surabaya berjumlah 2.018.980 unit, dimana sejumlah 1.615.535 kendaraan roda dua dan 403.445 unit kendaraan roda empat. Pada akhir tahun 2014, kendaraan bermotor di Surabaya berjumlah 2.221.868 unit dimana sejumlah 1.786.180 kendaraan roda dua dan 435.688 unit kendaraan roda empat (Dispenda, 2015). Tingginya tingkat kendaraan bermotor dan untuk mengatasi kelangkaan pasokan BBM setiap bulannya, PT. Pertamina (Persero) Regional V Surabaya dimana tugas utamanya menerima, menyimpan, dan menyalurkan Bahan Bakar Minyak (BBM) sesuai spesifikasi atau standar mutu yang telah ditetapkan harus bisa memenuhi kebutuhan konsumen adanya permintaan bahan bakar. Ini merupakan tantangan bagi PT. Pertamina (Persero) Regional V Surabaya agar dapat meningkatkan pelayanannya. Dimana PT. Pertamina (Persero) Regional V Surabaya merupakan perusahaan minyak dan gas bumi yang dimiliki Pemerintah untuk mengoptimalkan kebutuhan konsumen akan Bahan Bakar Minyak (BBM) agar terpenuhi. Oleh karena itu, diperlukan informasi dan ramalan kebutuhan BBM secara akurat. Selain itu

juga harus mempertimbangkan dalam memenuhi persediaan untuk pengambilan keputusan kebijakan yang dilakukan perusahaan untuk meningkatkan efisiensi. Terutama untuk produk BBM jenis premium dan solar yaitu produk BBM yang dihasilkan PT. Pertamina (Persero) Regional V Surabaya dengan jumlah permintaan kebutuhan tertinggi, untuk itu penelitian ini lebih difokuskan pada premium dan solar. Karena penjualan sifatnya yang tidak mudah diprediksi dan fluktuatif maka analisis yang tepat digunakan yaitu menggunakan metode peramalan dimana salah satunya metode ARIMAX dimana perluasan dari model ARIMA yang dapat menangani kasus *outlier* (Cryer & Chan, 2008). Sedangkan untuk melihat karakteristik penjualan premium dan solar di PT. Pertamina (Persero) Regional V Surabaya menggunakan statistika deskriptif dengan tampilan dashboard dimana membahas tentang rangkuman sekumpulan data yang mudah dibaca dan cepat memberikan informasi yang disajikan dalam bentuk tabel maupun grafik. Sehingga, analisis menggunakan peramalan ARIMAX dan membuat Dashboard yang berisi tentang informasi penjualan premium dan solar di PT. Pertamina (Persero) Regional V Surabaya.

Ada beberapa penelitian yang sebelumnya pernah dilakukan oleh Diana (2011) tentang “Peramalan Volume Pendistribusian Bahan Bakar Minyak (BBM) di PT. Pertamina (Persero) Unit Pemasaran III Jakarta” dari keempat metode yaitu Naive, Winter, ARIMA, dan Regresi *Time Series* didapatkan hasil nilai RMSE terkecil untuk premium dan solar adalah menggunakan metode Regresi *Time Series*. Nindi (2012) dengan judul “Peramalan Kebutuhan Premium dengan Metode Arimax untuk Optimasi Persediaan di Wilayah TBBM Madiun” didapatkan hasil perbandingan kedua model peramalan menunjukkan bahwa RMSE data *in-sample* maupun data *out-sample* untuk model ARIMAX dengan efek kalender variasi bernilai lebih kecil daripada model ARIMA bahwa model yang lebih baik untuk peramalan kebutuhan premium di wilayah TBBM Madiun adalah model ARIMAX dengan efek variasi kalender. Ika (2011)

melakukan penelitian untuk meramalkan beban listrik berbasis Regresi *Time Series*, ARIMAX, dan Neural Network didapatkan kesimpulan ARIMAX mempunyai nilai MAPE yang relatif lebih kecil untuk peramalan 1 sampai 6 hari kedepan, dengan demikian model peramalan berbasis ARIMAX ini cukup baik untuk digunakan sampai 6 hari kedepan. Ardita (2012) melakukan penelitian dengan judul “Perbandingan Metode *Time Series Regression* dan Arimax Pada Pemodelan Data Penjualan Pakaian di Boyolali” didapatkan kesimpulan bahwa perbandingan metode yang dilakukan untuk menentukan model terbaik adalah Metode *Time Series Regression* dengan nilai RMSE paling kecil. Rori (2014) melakukan penelitian dengan judul “Analisis Peramalan Penjualan Sepeda Motor di Kabupaten Ngawi dengan Metode ARIMA dan ARIMAX” dari hasil perbandingan kedua model peramalan menunjukkan bahwa MAPE untuk data penjualan sepeda motor jenis *cub*, *matic*, dan *sport* pada model ARIMAX bernilai lebih kecil daripada model ARIMA.

Penelitian ini diharapkan dapat memberikan masukan atau saran mengenai peramalan kebutuhan yang dapat digunakan sebagai informasi yang diberikan melalui analisis peramalan dan dashboard agar PT. Pertamina Regional V Surabaya dapat meningkatkan efisiensi dan mengurangi kelangkaan premium dan solar yang terjadi.

1.2 Perumusan Masalah

Peningkatan volume kendaraan yang diproduksi menyatakan semakin banyak tingkat kebutuhan bahan bakar minyak untuk pengguna kendaraan bermotor setiap hari, khususnya wilayah Surabaya yang mendominasi kendaraan roda dua maupun roda empat. Dispenda (2015) menyatakan bahwa jumlah kendaraan naik sebanyak 200.000 kendaraan tiap tahunnya. Seiring banyaknya aktivitas yang dilakukan manusia setiap hari membuat kebutuhan bahan bakar semakin meningkat, terutama bagi masyarakat perkotaan sebagai contoh kota Surabaya yang memiliki tingkat mobilitas tinggi dimana seringkali terjadi

keterlambatan pendistribusian yang mengakibatkan kelangkaan premium dan solar yang penjualannya tinggi dan sifatnya fluktuatif, maka permasalahannya adalah bagaimana menentukan dan mendapatkan model yang sesuai untuk meramalkan volume penjualan premium dan solar pada tahun 2015 menggunakan metode ARIMA, ARIMAX, dan Regresi *Time Series* dengan melihat karakteristik penjualan premium dan solar tahun 2008-2014 pada tampilan Dashboard. Variabel yang digunakan yaitu volume penjualan premium dan solar.

1.3 Tujuan

Berdasarkan rumusan masalah, maka didapatkan tujuan dari penelitian yaitu sebagai berikut :

1. Mendapatkan model peramalan yang sesuai untuk meramalkan kebutuhan bulanan premium dan solar di PT. Pertamina (Persero) Regional V Surabaya.
2. Mengetahui karakteristik penjualan premium dan solar di PT. Pertamina (Persero) Regional V Surabaya dengan tampilan Dashboard.

1.4 Manfaat

Hasil dari penelitian ini diharapkan mampu memberikan manfaat bagi beberapa pihak yaitu :

1. Bagi perusahaan, memberikan informasi dan masukan atau saran dalam mengambil kebijakan pendistribusian perusahaan PT. Pertamina (Persero) Regional V Surabaya. Selain itu juga, untuk memenuhi kebutuhan konsumen dengan baik serta mencegah terjadinya kelangkaan premium dan solar di wilayah PT. Pertamina (Persero) Regional V Surabaya.
2. Bagi peneliti, pengaplikasian ilmu statistik dalam kasus riil sebagai contoh dalam penelitian ini untuk mendapatkan model yang sesuai dalam peramalan kebutuhan premium dan solar pada tahun 2015.

1.5 Batasan Masalah

Penelitian ini dibatasi pada data volume penjualan premium dan solar di PT. Pertamina (Persero) Regional V Surabaya mulai Januari 2008 - Desember 2014. Dashboard berisi grafik *bar* chart, *pivot* tabel, *pivot* chart, dan slicer.

“Halaman ini sengaja dikosongkan”

BAB II TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Konsep Dasar *Time Series*

Wei (2006) menyatakan bahwa analisis *time series* merupakan dugaan atau perkiraan suatu peristiwa di masa mendatang atau dapat diartikan sebagai serangkaian pengamatan terhadap suatu variabel yang diambil dari waktu ke waktu dan dicatat secara berurutan menurut urutan waktu kejadian dengan interval waktu yang tetap dimana setiap pengamatan dinyatakan sebagai variabel random Z_t yang didapatkan berdasarkan indeks waktu tertentu sebagai urutan waktu pengamatan. Secara umum, tujuan dari analisis *time series* adalah untuk menemukan bentuk pola dari data di masa lalu dan melakukan peramalan terhadap sifat-sifat dari data di masa yang akan datang. Pada saat $t_1, t_2, t_3, \dots, t_n$ pengamatan suatu deret berkala membentuk suatu deret dan mempunyai variabel random $Z_{t_1}, Z_{t_2}, Z_{t_3}, \dots, Z_{t_n}$ dengan fungsi distribusi bersama adalah $F(Z_{t_1}, Z_{t_2}, Z_{t_3}, \dots, Z_{t_n})$.

Dalam analisis *time series*, data pengamatan yang disimbolkan dengan Z_t disyaratkan mengikuti proses stokastik. Wei (2006) menyatakan proses stokastik adalah suatu kelompok data berdasarkan waktu yang tersusun oleh variabel random $Z(\omega, t)$ dimana ω adalah ruang sampel dan t adalah indeks waktu. Beberapa contoh data *time series* adalah data bulanan harga bahan pokok, data bulanan mengenai konsumsi masyarakat daging ayam dan sapi, atau data harian dari Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) di Bursa Efek Jakarta.

2.2 *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA)

Cryer (2008) menyatakan bahwa ARIMA *forecasting* terbagi menjadi empat yaitu *Autoregressive* (AR), *Moving Average* (MA), *Autoregressive Moving Average* (ARMA), dan *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA). Berikut penjelasan masing-masing model tersebut :

2.2.1 Model Autoregressive (AR)

Secara umum, Model *Autoregressive* (AR) merupakan model suatu observasi pada waktu t dinyatakan sebagai fungsi linear terhadap p waktu sebelumnya ditambah dengan sebuah *residual* acak a_t yang *white noise* yaitu independen dan berdistribusi normal dengan rata-rata 0 dan varian konstan σ_a^2 yang ditulis $a_t \sim N(0, \sigma_a^2)$. Bentuk umum model *autoregressive* orde p atau lebih ringkas ditulis model $AR(p)$ dapat dirumuskan sebagai berikut (Wei, 2006) :

$$\hat{Z}_t = \phi_1 \hat{Z}_{t-1} + \dots + \phi_p \hat{Z}_{t-p} + a_t, \quad (2.1)$$

atau,

$$\phi_p(B) \hat{Z}_t = a_t, \quad (2.2)$$

dimana : $\hat{Z}_t = Z_t - \mu$ dan $\phi_p(B) = 1 - \phi_1 B - \dots - \phi_p B^p$,

ϕ_p = parameter *autoregressive* ke- p ,

a_t = nilai kesalahan pada waktu ke- t .

2.2.2 Model Moving Average (MA)

Model *Moving Average* (MA) yaitu model yang digunakan untuk menjelaskan suatu fenomena bahwa suatu observasi pada waktu t dinyatakan sebagai kombinasi linear dari sejumlah *error* acak . Bentuk umum model *Moving Average* orde q atau lebih ringkas ditulis model $MA(q)$ dapat dirumuskan sebagai berikut (Wei, 2006) :

$$\hat{Z}_t = a_t - \theta_1 a_{t-1} - \dots - \theta_q a_{t-q}, \quad (2.3)$$

atau,

$$\hat{Z}_t = \theta(B) a_t, \quad (2.4)$$

dimana : $\hat{Z}_t = Z_t - \mu$ dan $\theta(B) = 1 - \theta_1 B - \dots - \theta_q B^q$,

θ_1 sampai θ_q = parameter *moving average* ke- q ,

a_t = nilai kesalahan pada waktu ke- t ,

a_{t-q} = nilai kesalahan pada saat ke $t-q$.

2.2.3 Model Autoregressive Moving Average (ARMA)

Model *Autoregressive Moving Average* merupakan model campuran dari bentuk model *Autoregressive* dan AR dan MA.

Bentuk umum dari model umum ARMA (p, q) sebagai berikut (Wei, 2006) :

$$\hat{Z}_t = \phi_1 \hat{Z}_{t-1} + \dots + \phi_p \hat{Z}_{t-p} + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \dots - \theta_q a_{t-q}, \quad (2.5)$$

dimana: ϕ_p = parameter *autoregressive* ke- p ,

θ_q = parameter *moving average* ke- q ,

a_t = nilai kesalahan pada waktu ke- t .

2.2.4 Model Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)

Model ARIMA (p, d, q) merupakan model runtun waktu ARMA (p, q) yang memperoleh *differencing* sebanyak d . Bentuk persamaan model ARIMA adalah sebagai berikut (Wei 2006) :

$$\phi_p(B)(1-B)^d \hat{Z}_t = \theta_0 + \theta_q(B)a_t, \quad (2.6)$$

$$(1 - \phi_1 B - \dots - \phi_p B^p)(1 - B)^d Z_t = \theta_0 + (1 - \theta_1 B - \dots - \theta_q B^q)a_t, \quad (2.7)$$

dimana fungsi orde p dari AR yang telah stationer :

$$\phi_p(B) = (1 - \phi_1 B - \dots - \phi_p B^p), \quad (2.8)$$

dan fungsi orde q dari MA yang telah stationer :

$$\theta_q(B) = (1 - \theta_1 B - \dots - \theta_q B^q), \quad (2.9)$$

sedangkan model ARIMA dengan pengaruh *seasonal* dinyatakan sebagai berikut :

$$\phi_p(B) \Phi_P(B^s)(1-B)^d(1-B^s)^D Z_t = \theta_q(B) \Theta_Q(B^s)a_t, \quad (2.10)$$

dimana: p = orde AR,

P = orde AR *seasonal*,

q = orde MA,

Q = orde MA *seasonal*,

d = orde *differencing*,

D = orde *differencing seasonal*,

s = orde *seasonal*.

2.3 Langkah-langkah Pemodelan ARIMA

Makridakis, Spyros, Steven C. Wheelwright, dan Victor E. McGee (1995) menyatakan langkah-langkah pemodelan ARIMA

meliputi identifikasi model, estimasi dan pengujian parameter, diagnosis model, pemilihan model terbaik, dan peramalan atau *forecast*. Berikut penjelasan masing-masing langkah pemodelan ARIMA :

2.3.1 Identifikasi Model

Cara untuk mengidentifikasi model dapat dilihat melalui 3 tahap yaitu dengan melihat kestasioneran data dalam varians dan rata-rata (*mean*), plot ACF, dan plot PACF yang akan dibahas secara detail sebagai berikut :

1. Kestasioneran Data

Kestasioneran data *time series* merupakan suatu syarat yang harus diperhatikan dalam pembentukan model ARIMA. Stationer data *time series* adalah suatu keadaan dimana proses pembangkitan yang mendasari suatu deret berkala didasarkan pada nilai rata-rata (*mean*) dan nilai varians yang konstan (Makridakis, Spyros, Steven C. Wheelwright, dan Victor E. McGee, 1995). Terdapat dua pengecekan kestasioneran data, yaitu stationer dalam varians dan stasioner dalam rata-rata yang dijelaskan sebagai berikut :

a. Stasioner dalam Varians

Plot-plot *time series* yang tidak memperlihatkan adanya perubahan varians yang jelas dari waktu ke waktu, maka data tersebut dikatakan stationer dalam varians. Data yang belum memenuhi kondisi stasioner terhadap varians dapat diatasi dengan menggunakan transformasi pangkat atau sering disebut dengan transformasi Box-Cox dengan rumus sebagai berikut (Wei, 2006) :

$$T(Z_t) = Z_t^{(\lambda)} = \frac{Z_t^\lambda - 1}{\lambda}, \quad \lambda \neq 0, \quad (2.11)$$

$$\lim_{\lambda \rightarrow 0} T(Z_t) = \lim_{\lambda \rightarrow 0} \frac{Z_t^\lambda - 1}{\lambda} = \ln(Z_t), \quad \lambda = 0. \quad (2.12)$$

Transformasi Box-Cox yang dilakukan untuk mengatasi ketidakstasioneran data terhadap varians harus bernilai positif, sedangkan hasil dari *differencing* memiliki

kemungkinan bernilai negatif. Oleh karena itu, pada saat melakukan tahap identifikasi model untuk ketidakstasioneran data dianjurkan untuk melakukan transformasi terlebih dahulu baru dilanjutkan dengan melakukan *differencing*.

Transformasi Box-Cox yang akan dilakukan untuk mengatasi ketidakstasioneran data terhadap varians tergantung pada nilai lamda (λ) yang dimiliki. Transformasi yang harus dilakukan apabila data yang dianalisis memiliki nilai λ tertentu seperti pada Tabel 2.1 di bawah ini (Wei, 2006) :

Tabel 2.1 Transformasi Box-Cox

Nilai λ (Lambda)	Transformasi
-1	$\frac{1}{Z_t}$
-0,5	$\frac{1}{\sqrt{Z_t}}$
0	$\ln Z_t$
0,5	$\sqrt{Z_t}$
1	Z_t (Tidak ditransformasi)

b. Stasioner dalam Rata-rata (*Mean*)

Plot-plot *time series* yang berfluktuasi di sekitar garis yang sejajar dengan sumbu waktu (t) maka data dikatakan sudah stasioner terhadap *mean* (Makridakis, Spyros, Steven C. Wheelwright, dan Victor E. McGee, 1995). Kestasioneran data terhadap rata-rata (*mean*) dapat dilihat secara visual dari gambar plot *time series* dan plot ACF. Apabila data menunjukkan tidak

stasioner dalam rata-rata (*mean*) maka ketidakstasioneran tersebut diatasi dengan cara melakukan *differencing* dengan rumus (2.13) sebagai berikut :

$$Z_t = Z_t - Z_{t-1}. \quad (2.13)$$

2. Plot ACF

Digunakan untuk suatu proses yang stasioner baik dalam mean (dimana, $E(Z_t) = \mu$) maupun dalam varians (dimana, $\text{Var}(Z_t) = E(Z_t - \mu)^2 = \sigma^2$), maka untuk menduga model yang sesuai dapat melihat Autocorrelation Function (ACF). Z_t dipengaruhi oleh serangkaian urutan waktu berdasarkan pada interval tertentu. Oleh karena itu, dapat dituliskan korelasi diantara Z_t dan Z_{t+k} adalah sebagai berikut (Wei, 2006) :

$$\rho_k = \frac{\text{cov}(Z_t, Z_{t+k})}{\sqrt{\text{var } Z_t} \sqrt{\text{var}(Z_{t+k})}}, \quad (2.14)$$

dan kovarians antara Z_t dan Z_{t+k} adalah sebagai berikut :

$$\gamma_k = \text{cov}(Z_t, Z_{t+k}) = E(Z_t - \mu)(Z_{t+k} - \mu), \quad (2.15)$$

dimana :

Z_{t+k} = Pengamatan pada waktu $t + k$,

$\text{Var}(Z_t) = \text{Var}(Z_{t+k}) = \gamma_0$,

γ_k = Fungsi Autokovarians,

ρ_k = Fungsi Autokorelasi (ACF),

k = lag ke- k .

3. Plot PACF

Bowerman dan O'Connell (1993) menyatakan selain dengan melihat plot ACF dari data *Time Series*, pendugaan model dapat dilakukan dengan bersama-sama melihat plot *Partial Autocorrelation Function* (PACF). Dalam pengamatan *time series*, sampel PACF dinotasikan dengan $\hat{\phi}_{kk}$ dengan rumus perhitungan seperti yang diberikan oleh Durbin (1960) yaitu sebagai berikut :

$$\hat{\phi}_{k+1,k+1} = \frac{\hat{\rho}_{k+1} - \sum_{j=1}^k \hat{\phi}_{kj} \hat{\rho}_{k+1-j}}{1 - \sum_{j=1}^k \hat{\phi}_{kj} \hat{\rho}_j}, \quad (2.16)$$

dimana : $\hat{\phi}_{k+1,j} = \hat{\phi}_{kj} - \hat{\phi}_{k+1,k+1} \hat{\phi}_{k,k+1-j} ; j = 1, 2, \dots, k$.

Identifikasi awal untuk membentuk model *time series* yang tepat dapat dilakukan dengan memperhatikan pola plot ACF dan PACF. Bowerman dan O'Connell (1993) menyatakan bahwa ciri-ciri model *time series* dapat dilihat dari bentuk ACF dan PACF. Jika bentuk plot ACF dan plot PACF dari data yang stasioner dikenali, maka dapat ditentukan model ARIMA (p, d, q). Proses identifikasi model ARIMA (p, d, q) dapat dilakukan dengan mengenal ciri-ciri melalui lag yang keluar pada plot ACF dan plot PACF suatu model ARIMA dapat dilihat seperti pada Tabel 2.2 sebagai berikut :

Tabel 2.2 Bentuk ACF dan PACF untuk model ARIMA

Model	ACF	PACF
AR(p)	Turun secara cepat membentuk eksponensial	Terpotong setelah lag p
MA(q)	Terpotong setelah lag q	Turun secara cepat membentuk eksponensial
AR (p) atau MA (q)	Terputus setelah lag q	Terputus setelah lag p
ARMA(p, q)	Turun secara cepat membentuk eksponensial	Turun secara cepat membentuk eksponensial

2.3.2 Estimasi dan Pengujian Parameter

Wei (2006) estimasi parameter metode *Least Square* merupakan suatu metode yang dilakukan dengan cara mencari

nilai parameter yang meminimumkan jumlah kuadrat kesalahan (selisih antara nilai aktual dan ramalan), nilai estimasi parameter $\hat{\phi}$ untuk model AR(1) dapat dihitung menggunakan rumus (2.17) sebagai berikut :

$$\hat{\phi} = \frac{\sum_{t=2}^n Z_{t-1} Z_t}{\sum_{t=2}^n Z_{t-1}^2} . \quad (2.17)$$

Pada pengujian parameter dilakukan untuk mengetahui apakah parameter model ARIMA yang telah diestimasi signifikan atau tidak. Pengujian ini dilakukan dengan menggunakan uji t. Pengujian dilakukan untuk mengetahui signifikansi parameter AR ($\hat{\phi}$), maka hipotesis yang digunakan adalah sebagai berikut :

$H_0 : \hat{\phi} = 0$ (parameter tidak signifikan)

$H_1 : \hat{\phi} \neq 0$ (parameter signifikan)

Digunakan pengujian menggunakan perhitungan statistik uji yang dapat dihitung menggunakan rumus (2.18) sebagai berikut :

$$t_{hitung} = \frac{\hat{\phi}}{SE(\hat{\phi})} . \quad (2.18)$$

Nilai statistik uji t_{hitung} yang didapatkan tolak H_0 jika $|t_{hitung}| > t_{\alpha/2, n-p}$ dengan n adalah banyaknya data dan p adalah banyaknya parameter atau tolak H_0 jika nilai p -value kurang dari nilai α (Bowerman dan O'Connell, 1993).

2.3.3 Diagnosis Model

Pengujian kesesuaian model dilakukan dengan menguji residual dari model yang dibentuk. Model dikatakan sesuai jika pengujian residual yang didapatkan memenuhi asumsi *white noise* dan berdistribusi normal. Uji Ljung-Box-Pierce digunakan untuk menguji asumsi *white noise*, sementara uji kenormalan dilakukan dengan menggunakan Uji Kolmogorov-Smirnov.

Hipotesis yang digunakan dalam pengujian *white noise* menggunakan Uji Ljung-Box-Pierce adalah sebagai berikut :

$H_0 : \rho_1 = \rho_2 = \dots = \rho_k = 0$ (residual *white noise*)

$H_1 : \text{minimal ada satu } \rho_k \neq 0 \text{ untuk } k = 1, 2, \dots, K$
(residual tidak *white noise*)

Untuk menguji kesesuaian model *time series* dapat dilakukan dengan statistik uji *white noise* pada rumus (2.19) yang dicetuskan oleh Ljung-Box (1979) sebagai berikut :

$$Q = n(n+2) \sum_{k=1}^K \frac{\hat{\rho}_k^2}{n-k}, \quad (2.19)$$

dimana :

n = banyaknya pengamatan yang dilakukan,

$\hat{\rho}_k$ = taksiran autokorelasi residual pada lag ke- k .

Nilai statistik uji Q yang didapatkan tolak H_0 jika $Q > \chi^2_{\alpha, df}$ atau tolak H_0 jika nilai p_value kurang dari nilai α yang digunakan. Selain residual harus memenuhi asumsi *white noise*, residual juga mengikuti distribusi normal. Adapun uji asumsi kenormalan residual yang digunakan adalah dengan menggunakan uji Kolmogorov Smirnov berikut hipotesisnya :

H_0 : Residual mengikuti asumsi berdistribusi normal

H_1 : Residual tidak mengikuti asumsi berdistribusi normal

Untuk menguji asumsi distribusi normal dapat dihitung menggunakan statistik uji Kolmogorov Smirnov pada rumus (2.20) sebagai berikut :

$$D = \sup_x |F_n(x) - F_0(x)|, \quad (2.20)$$

dimana :

$F_n(x)$ = fungsi peluang kumulatif yang dihitung dari data sampel,

$F_0(x)$ = fungsi peluang kumulatif distribusi normal atau fungsi yang dihipotesiskan,

\sup = nilai supremum (maksimum) semua x dari $|F_n(x) - F_0(x)|$.

Nilai statistik uji D yang didapatkan tolak H_0 jika $D > D_{(1-\alpha, n)}$ atau tolak H_0 jika nilai p_value kurang dari nilai α yang digunakan, dengan n adalah ukuran sampel (Daniel, 1989).

Ada beberapa sebab data tidak berdistribusi normal :

1. Terdapat data yang *outlier*
2. Kurangnya jumlah data
3. Kesalahan manusia dalam memasukkan data

2.3.4 Pemilihan Model Terbaik

Root mean square error (RMSE) merupakan salah satu indeks yang dapat digunakan untuk mengevaluasi ketepatan model *time series* yang digunakan. Lee dan Suhartono (2010) menyatakan perhitungan RMSE untuk data *in-sample* adalah sebagai berikut :

$$RMSE_{in} = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^n (z_t - \hat{z}_t)^2}{n-p}}, \quad (2.21)$$

sedangkan nilai RMSE untuk data *out-sample* adalah sebagai berikut :

$$RMSE_{out} = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^n (z_t - \hat{z}_t)^2}{n}}, \quad (2.22)$$

dimana n adalah jumlah peramalan dan p adalah jumlah parameter yang digunakan. Model terbaik yang dipilih merupakan model dengan nilai *RMSE* terkecil.

2.4 Identifikasi *Outlier*

Suatu observasi dalam serangkaian data disebut sebagai *outlier* saat observasi tersebut teridentifikasi berbeda dengan observasi yang lain. Terdapatnya *outlier* menggambarkan bahwa terjadi suatu peristiwa khusus dalam suatu populasi data. Dalam pemodelan *time series*, *outlier* diklasifikasikan menjadi *Additive Outlier* (AO), *Innovative Outlier* (IO), *Level Shift* (LS), dan *Transitory Change* (TC). Secara umum, model *outlier* dituliskan sebagai berikut (Wei, 2006) :

$$Z_t = \sum_{j=1}^k \omega_j v_j(B) I_j^{(Tj)} + \frac{\theta(B)}{\phi(B)} a_t, \quad (2.23)$$

dimana :

$I_j^{(Tj)}$ = variabel indikator yang menyatakan keberadaan *outlier* pada waktu ke- T ,

$$v_j(B) = \begin{cases} 1, \text{ untuk AO} \\ \frac{\theta(B)}{\phi(B)}, \text{ untuk IO} \\ \frac{1}{(1-B)}, \text{ untuk LS} \\ \frac{1}{(1-\delta B)} ; 0 < \delta < 1 \text{ untuk TC.} \end{cases}$$

2.5 Analisis *Time Series* dengan Efek Variasi Kalender (Model ARIMAX)

Model ARIMAX adalah perluasan dari model ARIMA yang dapat menangani analisis intervensi maupun outlier (Cryer dan Chan, 2008). Pembentukan model ARIMAX meliputi model dengan data metrik sebagai *input* yang disebut model fungsi transfer, model dengan data non-metrik sebagai *input* disebut model intervensi, dan efek terjadinya Hari Raya Idul Fitri secara signifikan disebut dengan model variasi kalender. Model variasi kalender biasanya karena adanya Hari Raya Idul Fitri mengakibatkan jumlah volume penjualan bahan bakar meningkat ataupun menurun secara signifikan.

Model ARIMAX merupakan model ARIMA dengan tambahan variabel prediktor (Cryer dan Chan, 2008). Salah satu jenis model variasi kalender adalah model variasi kalender dengan metode ARIMAX. Model variasi kalender merupakan model *time series* yang digunakan untuk meramalkan data berdasarkan pola musiman dengan periode bervariasi. Model variasi kalender pada penelitian ini dilakukan dengan

menambahkan variabel *dummy* sebagai efek variasi kalender. Berikut persamaan model variasi kalender :

$$Z_t = \beta_1 V_{1,t} + \beta_2 V_{2,t} + \dots + \beta_p V_{p,t} + \gamma_1 S_{1,t} + \gamma_2 S_{2,t} + \dots + \gamma_s S_{s,t} \frac{\theta_q(B)}{\phi_p(B)} a_t, \quad (2.24)$$

dimana:

$D_{L1,t}, D_{L2,t}, \dots, D_{Lp,t}$: variabel *dummy* untuk terjadinya bulan

Idul Fitri (lebaran),

$D_{1,t}, D_{2,t}, \dots, D_{s,t}$: variabel *dummy* bulan,

$\phi_p(B)$: $(1 - \phi_1 B - \dots - \phi_p B^p)$,

$\theta_q(B)$: $(1 - \theta_1 B - \dots - \theta_q B^q)$,

$(1 - B)^d$: differencing orde d .

2.6 Regresi *Time Series*

Secara umum, regresi merupakan salah satu analisis yang digunakan untuk mengetahui pola hubungan antara variabel respon dan variabel prediktor. Sedangkan regresi dalam *time series* merupakan analisis yang digunakan untuk mengetahui hubungan antara variabel Z_t yang tergantung dengan fungsi waktu (t). Kecenderungan adanya pola trend pada data *time series* mempengaruhi dalam regresi *time series* tersebut. Model tersebut dapat didefinisikan sebagai berikut :

$$Z_t = TR_t + \varepsilon_t, \quad (2.25)$$

keterangan :

Z_t : nilai data *time series* pada waktu ke- t ,

TR_t : trend pada waktu ke- t ,

ε_t : *residual* pada waktu ke- t .

Beberapa jenis model trend yang biasa digunakan berdasarkan pola data yang terbentuk adalah sebagai berikut (Bowerman, O'connell, dan Koehler, 1993) :

1. Tidak adanya trend, yang dimodelkan sebagai berikut $TR_t = \beta_0$, menyatakan bahwa tidak terdapat kenaikan atau penurunan dalam jangka panjang.

2. Trend linear, yang dimodelkan sebagai berikut $TR_t = \beta_0 + \beta_1 t$, menyatakan bahwa terdapat trend linear baik kenaikan atau penurunan dalam jangka panjang.
3. Trend kuadrat, yang dimodelkan $TR_t = \beta_0 + \beta_1 t + \beta_2 t^2$, menyatakan adanya trend kuadrat dalam jangka panjang.

Selain adanya kecenderungan pola trend, kecenderungan adanya pola musiman juga sering terjadi pada data *time series*. Hal ini dapat ditangani dengan menambahkan variabel faktor musiman (SN_t) dalam regresi seperti yang dituliskan sebagai berikut :

$$Z_t = TR_t + SN_t + \varepsilon_t. \quad (2.26)$$

Pada model dengan pola musiman terdapat beberapa variabel *dummy*. Dengan asumsi bahwa ada L musiman (bulanan, *quarter*, dan lainnya) per tahun, maka faktor musiman (SN_t) dapat dituliskan sebagai berikut :

$$SN_t = \beta_{s_1} x_{s_1,t} + \beta_{s_2} x_{s_2,t} + \dots + \beta_{s_{(L-1)}} x_{s_{(L-1)},t}, \quad (2.27)$$

dengan variabel *dummy*,

$$x_{s_1,t}, x_{s_2,t}, \dots, x_{s_{(L-1)},t}.$$

2.6.1 Estimasi Parameter (*Ordinary Least Square*)

Ordinary Least Square (OLS) yaitu estimasi parameter dengan cara meminimumkan jumlah kuadrat penyimpangan atau error nilai-nilai observasi terhadap rata-ratanya. Persamaan model regresi linear sederhana adalah sebagai berikut (Draper dan Smith, 1992) :

$$Z_i = \beta_0 + \beta_1 X_i + \varepsilon_i, \quad (2.28)$$

dimana *sum of square* yaitu $Q = \sum_{i=1}^n \varepsilon_i^2 = \sum_{i=1}^n (Y_i - \beta_0 + \beta_1 X_i)$, kemudian diturunkan terhadap masing-masing parameter yaitu β_0 dan β_1 , sehingga didapatkan $\hat{\beta}_0$ dan $\hat{\beta}_1$ adalah sebagai berikut :

$$\hat{\beta}_0 = \bar{Y} - \hat{\beta}_1 \bar{X} \text{ dan } \hat{\beta}_1 = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2}, \quad (2.29)$$

Gujarati (2004) menyatakan OLS baik digunakan apabila karakteristik errornya :

1. Normalitas $\varepsilon_i \sim N(0, \sigma^2)$
2. Linearitas: $E(\varepsilon_i) = 0$.
3. Homoskedastisitas: $\text{Var}(\varepsilon_i) = \sigma^2$
4. Tidak multikolinieritas
5. Tidak autokorelasi: $\text{Cov}(\varepsilon_i, \varepsilon_j) = 0, i \neq j$

2.6.2 Uji Signifikansi Parameter Regresi *Time Series*

Uji Parsial yaitu pengujian yang dapat dilakukan sebanyak parameter dalam model regresi (Draper dan Smith, 1992). Berikut hipotesis pengujian parameter secara parsial Regresi *Time Series* :

$$H_0 : \beta_j = 0$$

$$H_1 : \beta_j \neq 0, j = 1, 2, \dots, k$$

Untuk menguji signifikansi parameter dapat dihitung menggunakan statistik uji t pada rumus (2.30) sebagai berikut :

$$t = \frac{\hat{\beta}_j^2}{SE(\hat{\beta}_j)}. \quad (2.30)$$

Nilai statistik uji t yang didapatkan tolak H_0 jika $|t| > t_{\alpha/2, n-2}$ atau tolak H_0 jika nilai p_value kurang dari nilai α yang digunakan, dengan n adalah ukuran sampel.

2.7 Dashboard Pada Microsoft Excel

Dashboard merupakan tampilan visual dari informasi penting yang disajikan pada satu tampilan layar komputer. Dikatakan “Dashboard” karena fungsinya sama seperti Dashboard pada kendaraan. Fungsi utama Dashboard secara umum adalah untuk menyediakan data atau informasi penting dan memberikan sinyal

tentang suatu kondisi yang perlu segera mendapatkan respon atau perhatian.

Dengan hanya melihat layar monitor yang ada di depan meja yang berisi tampilan Dashboard dan beberapa klik, karyawan dengan mudah dan real time dapat memantau semua aspek kerja yang ada di kantor atau perusahaan. Didukung dengan layanan tampilan informasi dari Dashboard para karyawan dapat melakukan analisis yang sangat beragam dari variabel - variabel dan juga mengetahui perkembangan atau kecenderungan apakah naik atau menurun.

Untuk pengembangan aplikasi Dashboard, salah satu perangkat lunak yang mudah digunakan adalah *Microsoft Office Excel*. Melalui aplikasi Ms. Excel dapat dibuat tabel atau chart yang berisikan serangkaian *Key Performance Indicators* (KPI) kantor atau perusahaan.

Microsoft Office Excel adalah salah satu aplikasi terbaik di pasar untuk melaporkan dashboard, suatu teknik yang banyak Excel pengguna mungkin tidak akrab dengan atau mengetahui bagaimana menerapkan. Sementara banyak individu menggunakan dashboard untuk menggambarkan grafik atau tabel. Panel control di *Microsoft Excel* dapat dibuat dari gambar, tabel, grafik, sel, perbatasan, kontrol pada dasarnya apapun yang dapat diatur untuk secara visual merepresentasikan data. Dashboard ini membantu mereka memvisualisasikan data yang dilakukan pada lembar kerja atau di database. Karena dashboard dapat dibangun dengan cepat dan otomatis menggunakan VBA. Pada dasarnya, laporan dashboard adalah cara untuk visual menyajikan data penting dalam bentuk ringkasan sehingga dapat membuat keputusan yang cepat dan biaya efektif.

Dashboard tidak hanya membantu untuk memahami hubungan yang kompleks di *Microsoft Excel* data Anda, tetapi hal itu memungkinkan untuk membangun Dashboard *Microsoft Excel* lebih cepat dan mudah. Dashboard merupakan salah satu solusi untuk penyajian dan visualisasi data. Dashboard disini

berfungsi untuk penyajian data dalam *Microsoft Excel*, dengan bentuk grafik yang dapat dikreasikan dengan aplikasi yang ada dalam *Microsoft Excel*.

2.8 Macam-macam Jenis BBM

Secara umum BBM di Indonesia terdiri dari beberapa macam. Penelitian ini hanya akan dilakukan pada premium dan solar. Pengertian premium dan solar akan dijelaskan sebagai berikut :

1. Premium

Premium adalah bahan bakar minyak yang berwarna kekuningan yang jernih. Penggunaan premium pada umumnya adalah untuk bahan bakar kendaraan bermotor bermesin premium atau bensin, seperti mobil dan sepeda motor.

2. Minyak Solar

Jenis BBM ini umumnya digunakan untuk mesin transportasi mesin diesel yang umum dipakai dengan sistem injeksi pompa mekanik (*injection pump*) dan *electronic injection*. BBM ini diperuntukkan untuk jenis kendaraan bermotor transportasi dan mesin industri (Pertamina 2015).

BAB III

METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Sumber Data dan Variabel Penelitian

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder volume penjualan bulanan BBM premium dan solar di wilayah PT. Pertamina (Persero) Regional V Surabaya dengan periode Januari 2008 sampai Desember tahun 2014. Terdapat 84 data yang dibagi menjadi *in-sampel* 72 data dan *out-sampel* 12 data. Variabel penelitian yang digunakan adalah data penjualan premium dan solar.

3.2 Metode Analisis

Metode analisis yang digunakan untuk menentukan model peramalan penjualan premium dan solar pada periode mendatang menggunakan metode ARIMA, ARIMAX, dan Regresi *Time Series*. Langkah-langkah analisis dengan Metode ARIMA dapat dijelaskan sebagai berikut :

1. Mengumpulkan data volume penjualan premium dan solar pada Januari 2008 – Desember 2014 di PT. Pertamina Regional V Surabaya.
2. Melakukan pengecekan stasioneritas data volume penjualan premium dan solar dengan *time series* plot dan menentukan orde dugaan untuk model ARIMA berdasarkan plot ACF dan PACF yang telah stasioner.
3. Melakukan estimasi parameter model dan menguji signifikansi parameter model.
4. Melakukan pengujian diagnosa untuk semua parameter yang signifikan, meliputi uji *white noise* residual menggunakan Uji Ljung-Box dan pengujian distribusi normal menggunakan Uji *Kolmogorov-Smirnov*.
5. Memilih model terbaik dengan nilai RMSE terkecil.
6. Meramalkan untuk 12 periode ke depan yaitu Bulan Januari 2015 hingga Bulan Desember 2015.

Langkah-langkah analisis menggunakan Metode ARIMAX sebagai berikut :

1. Mengumpulkan data volume penjualan premium dan solar pada Januari 2008 – Desember 2014 di PT. Pertamina Regional V Surabaya.
2. Mengidentifikasi model dengan melihat *time series* plot untuk mengetahui adanya pengaruh *outlier*.
3. Melakukan pemodelan regresi *dummy*
4. Menentukan model dengan melihat plot ACF dan PACF dari residual model regresi *dummy*.
5. Menaksir parameter dan menguji signifikansi parameter.
6. Menguji residual apakah memenuhi asumsi *white noise* dan distribusi normal.
7. Menghitung nilai RMSE, dipilih yang terkecil.

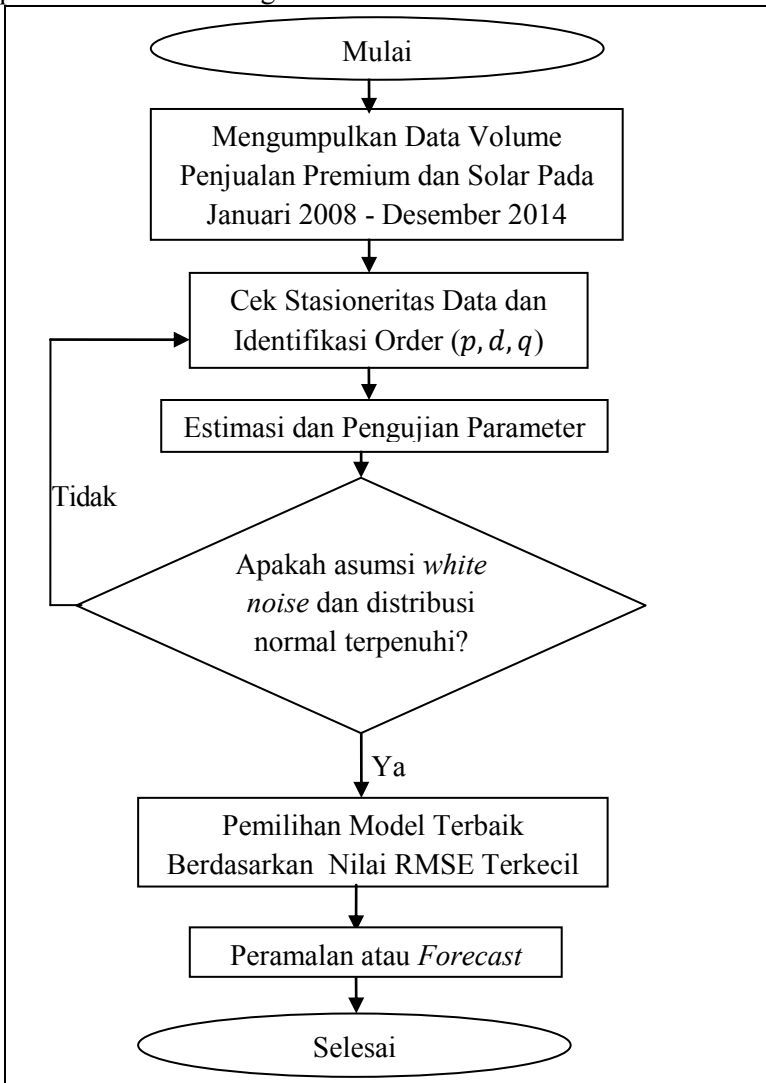
Langkah-langkah analisis menggunakan Metode Regresi *Time Series* adalah sebagai berikut :

1. Mengumpulkan data volume penjualan premium dan solar pada Januari 2008 – Desember 2014 di PT. Pertamina Regional V Surabaya.
2. Mengidentifikasi model dengan melihat *time series* plot untuk mengetahui adanya pengaruh *outlier*.
3. Melakukan pemodelan regresi *dummy*
4. Menentukan model dengan melihat plot ACF dan PACF dari residual model regresi *dummy*.
5. Menaksir parameter dan menguji signifikansi parameter.
6. Menguji residual apakah memenuhi asumsi *white noise* dan distribusi normal.
7. Menghitung nilai RMSE, dipilih yang terkecil.

3.3 Diagram Alir

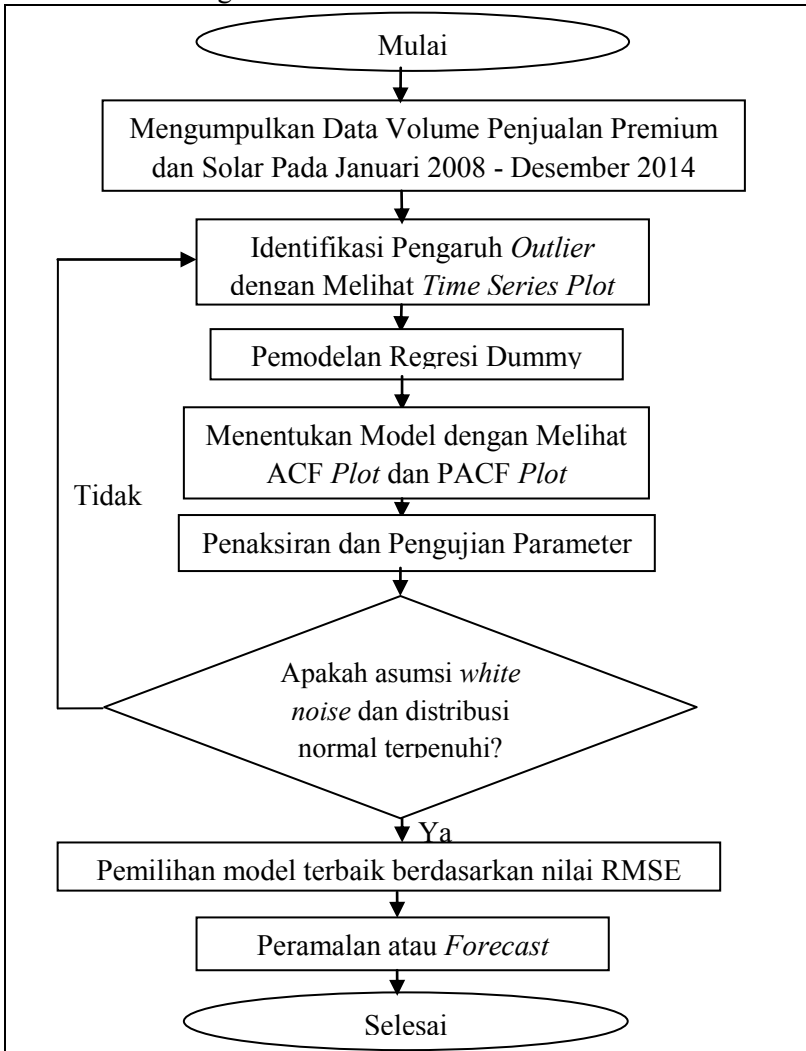
Analisis yang dilakukan dalam pembahasan penelitian dipaparkan dalam diagram alir menggunakan metode ARIMA, ARIMAX, dan Regresi *Time Series*. Diagram Alir atau *Flow Chart* langkah-langkah

analisis dengan menggunakan metode ARIMA dapat dijelaskan pada Gambar 3.1 sebagai berikut :



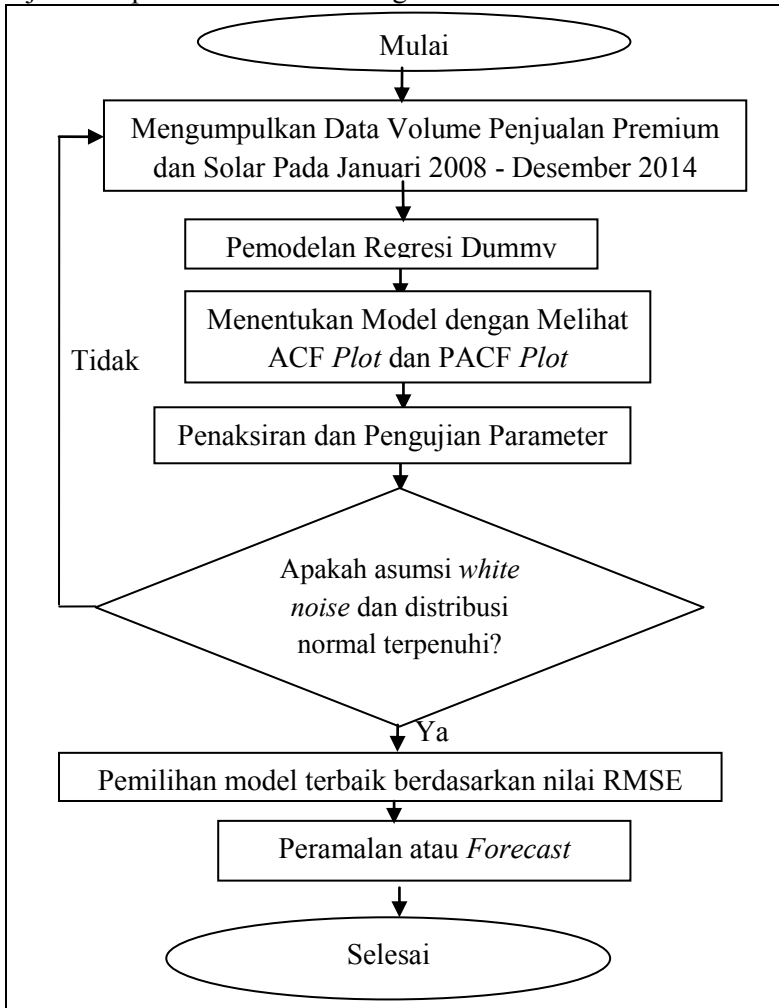
Gambar 3.1 Diagram Alir Metode ARIMA

Diagram Alir atau *Flow Chart* langkah-langkah analisis dengan menggunakan metode ARIMAX dapat dijelaskan pada Gambar 3.2 sebagai berikut :



Gambar 3.2 Diagram Alir Metode ARIMAX

Diagram Alir atau *Flow Chart* langkah-langkah analisis dengan menggunakan metode Regresi *Time Series* dapat dijelaskan pada Gambar 3.3 sebagai berikut :



Gambar 3.3 Diagram Alir Metode Regresi *Time Series*

“Halaman ini sengaja dikosongkan”

BAB IV

ANALISIS DATA DAN PEMBAHASAN

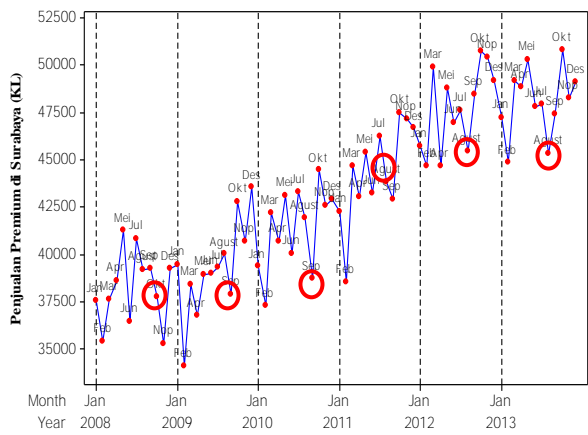
Analisis dilakukan terhadap data penjualan premium dan solar di PT. Pertamina (Persero) Regional V Surabaya untuk mengetahui ramalan penjualan premium dan solar menggunakan metode ARIMA dan ARIMAX. Berikut penjelasan masing-masing metode peramalan dan statistika deskriptif data penjualan premium dan solar di PT. Pertamina (Persero) Regional V Surabaya.

4.1 Analisis Peramalan Menggunakan Metode ARIMA dan ARIMAX

Analisis dilakukan pada volume penjualan premium dan solar di PT. Pertamina (Persero) Regional V Surabaya dengan menggunakan metode *time series* ARIMA dan ARIMAX. Metode ini tujuannya untuk mendapatkan model terbaik sehingga dapat digunakan untuk meramalkan volume penjualan premium dan solar. Sebelum itu akan dijelaskan mengenai analisis peramalan menggunakan metode ARIMA.

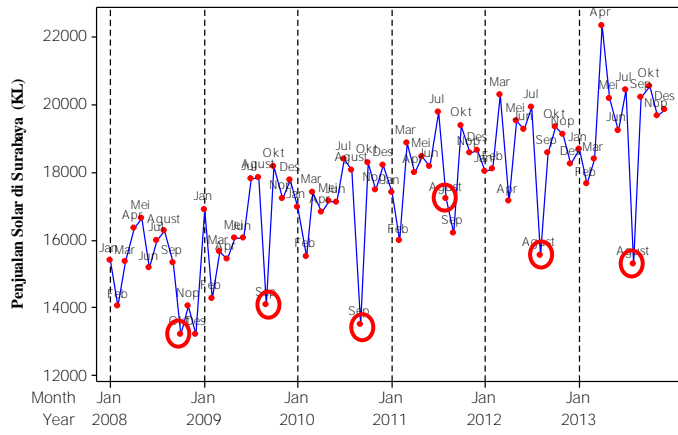
4.1.1 Analisis Peramalan Premium dan Solar di PT. Pertamina (Persero) Regional V Surabaya Menggunakan Metode ARIMA

Langkah awal untuk meramalkan volume penjualan premium dan solar yaitu melihat kestasioneran data dengan identifikasi pola data *in-sample* penjualan premium dan solar di PT. Pertamina (Persero) Regional V Surabaya pada tahun 2008-2013 yang digambarkan dalam *time series plot* Gambar 4.1.



Gambar 4.1 Time Series Plot Penjualan Premium

Gambar 4.1 menunjukkan fluktuasi data *in-sample* penjualan premium setiap bulan pada tahun 2008-2013. Pada bulan-bulan terjadinya lebaran, penurunan penjualan premium semakin terlihat dan berulang setiap tahunnya yang ditunjukkan dengan tanda lingkaran.



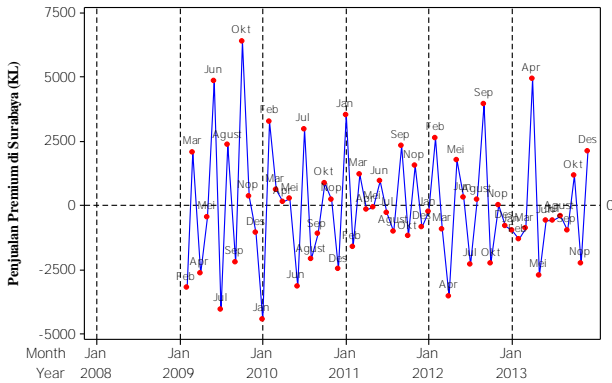
Gambar 4.2 Time Series Plot Penjualan Solar

Gambar 4.2 menunjukkan fluktuasi data *in-sample* penjualan solar setiap bulan pada tahun 2008-2013. Pada bulan-bulan terjadinya lebaran, penurunan penjualan solar semakin terlihat dan berulang setiap tahunnya yang ditunjukkan dengan tanda lingkaran. Tanggal terjadinya lebaran dan tingkat penjualan pada tahun tersebut dijelaskan pada Tabel 4.1.

Tabel 4.1 Tanggal Terjadinya Lebaran Tahun 2008-2013

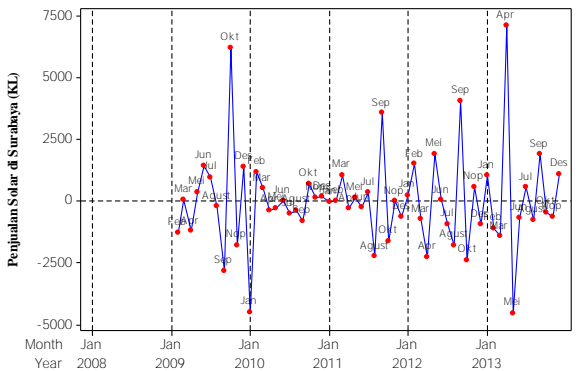
Tahun	Tanggal Terjadinya Lebaran
2008	1-2 Oktober 2008
2009	21-22 September 2009
2010	10-11 September 2010
2011	30-31 Agustus 2011
2012	19-20 Agustus 2012
2013	8-9 Agustus 2013

Berdasarkan *time series plot* terdapat indikasi adanya perubahan pola data yang terjadi penurunan *seasonal* pada bulan terjadinya lebaran setiap tahunnya pada tahun 2008-2013. Analisis dengan menggunakan model ARIMA dilakukan dengan terlebih dahulu melihat stasioneritas data. Berdasarkan pola data *in-sample* pada Gambar 4.1 dan Gambar 4.2 dapat diketahui bahwa data yang digunakan cenderung mengalami peningkatan atau trend naik dan masih belum berada dalam kondisi stasioner. Ketidakstationeran ini diatasi dengan melakukan *differencing* terhadap data. *Time series plot* untuk data yang telah mengalami *differencing* ditunjukkan pada Gambar 4.3 dan Gambar 4.4.



Gambar 4.3 Differencing Time Series Plot Penjualan Premium

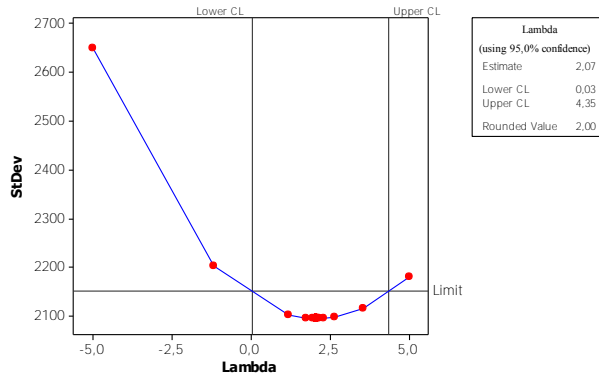
Berdasarkan pola data pada Gambar 4.3 dapat diketahui bahwa data *in-sample* penjualan premium yang *didifferencing* telah berada di sekitar garis rata-rata 0 dan sudah dalam kondisi stasioner.



Gambar 4.4 Differencing Time Series Plot Penjualan Solar

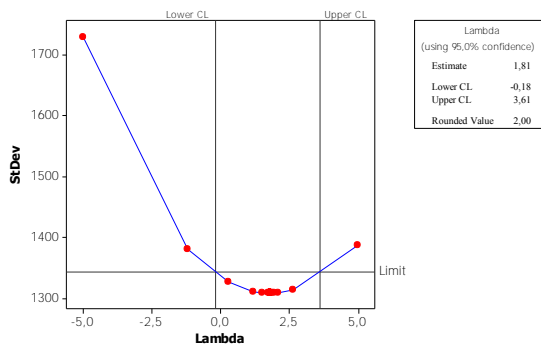
Berdasarkan pola data pada Gambar 4.4 dapat diketahui bahwa data *in-sample* penjualan solar yang *didifferencing* telah berada di sekitar garis rata-rata 0 dan sudah dalam kondisi

stasioner. Pengecekan stasioneritas data dalam varians dilakukan dengan menggunakan plot Box-Cox seperti pada Gambar 4.5.



Gambar 4.5 Plot Box-Cox Data Penjualan Premium

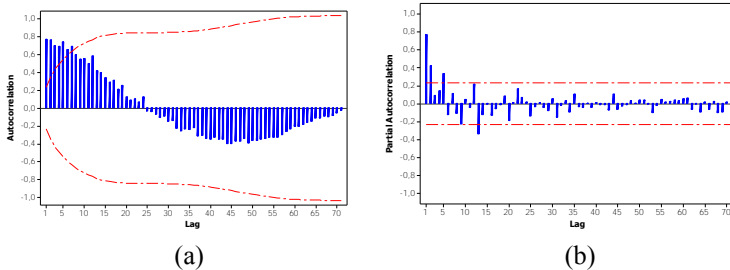
Gambar 4.5 menunjukkan bahwa data penjualan premium di PT. Pertamina (Persero) Regional V Surabaya sudah stasioner dalam varians, ditandai dengan nilai λ yang telah melewati 1 dimana terletak diantara batas dan bawah.



Gambar 4.6 Plot Box-Cox Data Penjualan Solar

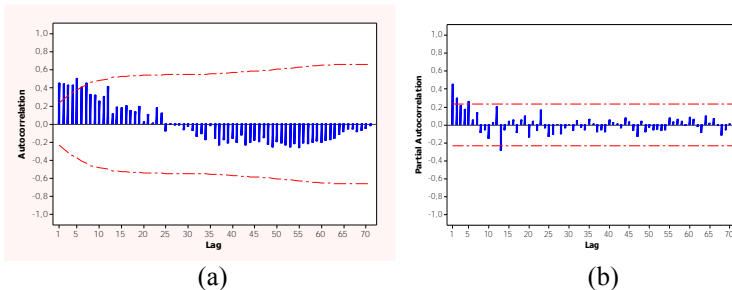
Gambar 4.6 menunjukkan bahwa data penjualan solar di PT. Pertamina (Persero) Regional V Surabaya sudah stasioner dalam

varians, ditandai dengan nilai λ telah melewati 1 dimana terletak diantara batas dan bawah. Identifikasi stasioneritas data dalam *mean* dilakukan dengan melihat plot ACF dan PACF data penjualan premium seperti pada Gambar 4.7.



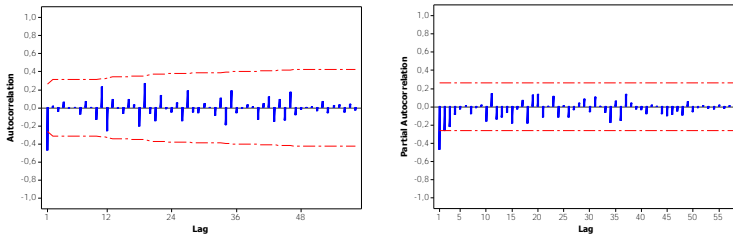
Gambar 4.7 Plot ACF (a) dan Plot PACF (b) Data Penjualan Premium

Gambar 4.7 pola data pada plot ACF dan PACF menunjukkan bahwa data penjualan premium belum dalam kondisi stationer dalam mean, karena lag-lag dalam plot yang turun secara lambat.



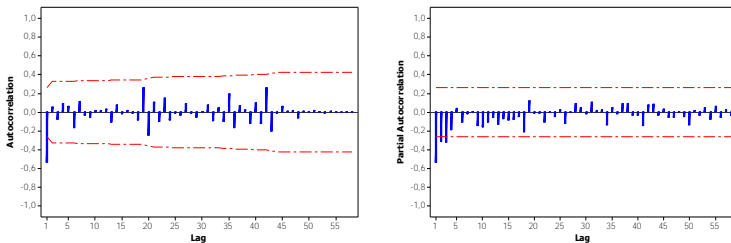
Gambar 4.8 Plot ACF (a) dan Plot PACF (b) Data Penjualan Solar

Gambar 4.8 pola data pada plot ACF dan PACF menunjukkan bahwa data penjualan solar belum dalam kondisi stationer dalam mean, karena lag-lag dalam plot yang turun secara lambat. Ketidakstationeran ini diatasi dengan melakukan *differencing* terhadap data. Plot ACF dan PACF untuk data yang telah mengalami *differencing* ditunjukkan pada Gambar 4.9.



Gambar 4.9 Plot ACF dan PACF Data Penjualan Premium Setelah *Differencing*

Gambar 4.9 hasil dari proses *differencing* secara multiplikatif (reguler dan musiman) menunjukkan bahwa kondisi data sudah stasioner, dimana pada plot ACF dan PACF terdapat lag yang signifikan, yaitu lag 1. Berdasarkan analisis tersebut, maka didapatkan dugaan model untuk penjualan premium adalah $ARIMA(1,1,0)(0,1,0)^{12}$ dan $ARIMA(0,1,1)(0,1,1)^{12}$. Sedangkan untuk plot ACF dan PACF pada data penjualan solar setelah dilakukan proses *differencing* dapat dilihat pada Gambar 4.10 sebagai berikut :



Gambar 4.10 Plot ACF dan PACF Data Penjualan Solar Setelah *Differencing*

Gambar 4.10 hasil dari proses *differencing* secara multiplikatif (reguler dan musiman) menunjukkan bahwa kondisi data sudah stasioner, dimana pada plot ACF terdapat lag yang signifikan yaitu lag 1 dan plot PACF terdapat lag yang signifikan yaitu lag 1, 2, dan 3. Berdasarkan analisis tersebut, maka

didapatkan hasil estimasi dan pengujian signifikansi parameter data penjualan premium dugaan model ARIMA (1,1,0) (0,1,0)¹² dan ARIMA (0,1,1) (0,1,0)¹².

Tabel 4.2 Estimasi dan Pengujian Signifikansi Parameter Dugaan Model ARIMA Data Penjualan Premium

Model ARIMA	Parameter	Std. Error	<i>t-value</i>	<i>p-value</i>
(1,1,0) (0,1,0) ¹²	$\phi_1 = -0,48516$	0,11507	-4,22	< 0,0001
(0,1,1) (0,1,0) ¹²	$\theta_1 = 0,67204$	0,10009	6,71	< 0,0001

Tabel 4.2 menunjukkan bahwa *p-value* untuk pengujian kedua parameter pada model ARIMA bernilai kurang dari 5% yang berarti bahwa keseluruhan parameter yang digunakan dalam model telah signifikan. Analisis dilanjutkan dengan melakukan cek residual *white noise* terhadap hasil pemodelan ARIMA untuk data penjualan premium akan dijelaskan pada Tabel 4.3 sebagai berikut :

Tabel 4.3 Uji Asumsi Residual *White Noise* Dugaan Model ARIMA Data Penjualan Premium

Model ARIMA	Hingga Lag	Chi-Square	<i>df</i>	<i>p-value</i>
(1,1,0) (0,1,0) ¹²	6	6,92	5	0,2263
	12	12,33	11	0,3394
	18	14,83	17	0,6078
	24	25,10	23	0,3450
(0,1,1) (0,1,0) ¹²	6	0,52	5	0,9914
	12	6,73	10	0,8203
	18	8,40	17	0,9572
	24	15,27	23	0,8846

Tabel 4.3 menunjukkan bahwa *p-value* untuk pengujian asumsi *white noise* pada model ARIMA bernilai lebih dari 0,05 yang berarti bahwa asumsi residual *white noise* dalam model telah dipenuhi. Analisis dilanjutkan dengan melakukan cek diagnosa

terhadap residual normal hasil pemodelan ARIMA yang akan dijelaskan pada Tabel 4.4 sebagai berikut :

Tabel 4.4 Uji Asumsi Residual Distribusi Normal Dugaan Model ARIMA Data Penjualan Premium

Model ARIMA	Kolmogorov Smirnov	<i>p-value</i>
$(1,1,0) (0,1,0)^{12}$	0,103798	0,1128
$(0,1,1) (0,1,0)^{12}$	0,066909	> 0,1500

Tabel 4.4 menunjukkan bahwa *p-value* untuk pengujian asumsi distribusi normal pada model ARIMA bernilai lebih dari 0,05 yang berarti bahwa asumsi residual distribusi normal dalam model telah dipenuhi. Sedangkan pada data penjualan solar dugaan model ARIMA $(1,1,0) (0,1,0)^{12}$, ARIMA $(0,1,1) (0,1,0)^{12}$, ARIMA $(3,1,0) (0,1,0)^{12}$, dan ARIMA $(0,1,3) (0,1,0)^{12}$. Hasil estimasi dan pegujian parameter untuk dugaan model data penjualan solar adalah sebagai berikut :

Tabel 4.5 Estimasi dan Pengujian Signifikansi Parameter Dugaan Model ARIMA Data Penjualan Solar

Model ARIMA	Parameter	Std. Error	<i>t-value</i>	<i>p-value</i>
$(1,1,0) (0,1,0)^{12}$	$\phi_1 = -0,52995$	0,11072	-4,79	< 0,0001
$(0,1,1) (0,1,0)^{12}$	$\theta_1 = 0,99995$	45,10698	0,02	0,9823
$([3],1,0) (0,1,0)^{12}$	$\phi_3 = -0,07482$	0,13141	-0,57	0,5691
$(0,1,[3]) (0,1,0)^{12}$	$\theta_3 = 0,11539$	0,13144	0,58	0,3800
$(3,1,0) (0,1,0)^{12}$	$\phi_1 = -0,81420$	0,12519	-6,50	< 0,0001
	$\phi_2 = -0,55458$	0,14824	-3,74	0,0002
	$\phi_3 = -0,32894$	0,12501	-2,63	0,0085
$(0,1,3) (0,1,0)^{12}$	$\theta_1 = 1,00196$	26,22332	0,04	0,9695
	$\theta_2 = -0,05720$	0,18736	-0,31	0,7601
	$\theta_3 = 0,05516$	1,48091	0,04	0,9703

Tabel 4.5 menunjukkan bahwa *p-value* untuk pengujian parameter data penjualan solar pada model ARIMA yang bernilai

kurang dari 0,05 yaitu model ARIMA (1,1,0) (0,1,0)¹² dan ARIMA (3,1,0) (0,1,0)¹² yang berarti bahwa parameter yang digunakan dalam model telah signifikan. Analisis dilanjutkan dengan melakukan cek residual *white noise* terhadap hasil pemodelan ARIMA untuk data penjualan solar akan dijelaskan pada Tabel 4.6 sebagai berikut :

Tabel 4.6 Uji Asumsi Residual *White Noise* Dugaan Model ARIMA Data Penjualan Solar

Model ARIMA	Hingga Lag	Chi-Square	df	P_value
(1,1,0) (0,1,0) ¹²	6	13,48	5	0,0193
	12	15,46	11	0,1625
	18	17,03	17	0,4522
	24	26,20	23	0,2914
(0,1,1) (0,1,0) ¹²	6	3,31	5	0,6620
	12	8,05	11	0,7088
	18	9,92	17	0,9067
	24	18,55	23	0,7271
([3],1,0) (0,1,0) ¹²	6	20,01	5	0,0012
	12	21,58	11	0,0279
	18	23,65	17	0,1291
	24	38,82	23	0,0208
(0,1,[3]) (0,1,0) ¹²	6	19,51	5	0,0015
	12	21,10	11	0,0323
	18	23,08	17	0,1466
	24	37,39	23	0,0296
(3,1,0) (0,1,0) ¹²	6	3,64	3	0,3030
	12	5,80	9	0,7594
	18	6,95	15	0,9589
	24	13,36	21	0,8954
(0,1,3) (0,1,0) ¹²	6	3,17	5	0,3655
	12	7,44	10	0,5919
	18	9,22	17	0,8656
	24	17,51	23	0,6799

Tabel 4.6 menunjukkan bahwa *p-value* untuk pengujian asumsi *white noise* data penjualan solar pada model ARIMA (0,1,1) (0,1,0)¹², ARIMA (3,1,0) (0,1,0)¹², dan ARIMA (0,1,3) (0,1,0)¹² bernilai lebih dari 0,05 yang berarti bahwa asumsi residual *white noise* dalam model telah dipenuhi. Analisis dilanjutkan dengan melakukan cek diagnosa terhadap residual normal hasil pemodelan ARIMA yang akan dijelaskan pada Tabel 4.7 sebagai berikut :

Tabel 4.7 Uji Asumsi Residual Distribusi Normal Dugaan Model ARIMA Data Penjualan Solar

Model ARIMA	Kolmogorov Smirnov	<i>p-value</i>
(1,1,0) (0,1,0) ¹²	0,132512	0,0107
(0,1,1) (0,1,0) ¹²	0,129575	0,0150
([3],1,0) (0,1,0) ¹²	0,132434	0,0108
(0,1,[3]) (0,1,0) ¹²	0,137773	< 0,0100
(3,1,0) (0,1,0) ¹²	0,119318	0,0360
(0,1,3) (0,1,0) ¹²	0,125377	0,0211

Uji asumsi residual distribusi normal model ARIMA menunjukkan bahwa residual tidak berdistribusi normal dengan *p-value* yang bernilai kurang dari 0,05. Tidak normalnya residual ini disebabkan adanya *outlier* dalam data yang digunakan. Pada model dugaan data penjualan solar yang telah memenuhi signifikansi pengujian parameter dan asumsi residual *white noise* adalah model ARIMA (3,1,0) (0,1,0)¹². *Outlier* pada model tersebut ditemukan pada data keberapa dapat dilihat pada Tabel 4.8 dan Tabel 4.9 berikut ini :

Tabel 4.8 Pendeteksian *Outlier* Pada Model ARIMA (3,1,0) (0,1,0)¹²

Data ke-	Jenis <i>Outlier</i>	<i>p-value</i>
64	<i>Additive Outlier</i>	< 0,0001
63	<i>Additive Outlier</i>	0,0003
33	<i>Additive Outlier</i>	0,0003
19	<i>Level Shift</i>	0,0044

Tabel 4.9 Pendeteksian *Outlier* Pada Model
ARIMA (3,1,0) (0,1,0)¹² (Lanjutan)

Data ke-	Jenis <i>Outlier</i>	<i>p-value</i>
13	<i>Level Shift</i>	0,0020
10	<i>Level Shift</i>	0,0016
9	<i>Additive Outlier</i>	0,0096
4	<i>Additive Outlier</i>	0,0079

Tabel 4.8 dan Tabel 4.9 merupakan data *outlier* yang terdapat pada model ARIMA (3,1,0) (0,1,0)¹² dengan masing-masing nilai *p-value* kurang dari 0,05. Sehingga, dapat dikatakan *outlier* yang terjadi berpengaruh pada data yang digunakan. Kejadian terjadinya *outlier* akan dijelaskan pada Tabel 4.10 sebagai berikut :

Tabel 4.10 Penjelasan Data Terjadinya *Outlier*

Data ke-	Jenis <i>Outlier</i>	Bulan, Tahun	Kejadian
64	<i>Additive Outlier</i>	April, 2013	1 bulan sebelum isu kenaikan harga solar
63	<i>Additive Outlier</i>	Maret, 2013	2 bulan setelah pengurangan konsumsi solar pada kendaraan pemerintah dan kapal
33	<i>Additive Outlier</i>	September, 2010	Bulan terjadinya lebaran
19	<i>Level Shift</i>	Juli, 2009	Liburan Sekolah
13	<i>Level Shift</i>	Januari, 2009	Terjadi penurunan harga
10	<i>Level Shift</i>	Oktober, 2008	Bulan terjadinya lebaran
9	<i>Additive Outlier</i>	September, 2008	1 bulan sebelum terjadinya lebaran
4	<i>Additive Outlier</i>	April, 2008	Terjadi inflasi

Keberadaan *outlier* yang menyebabkan tidak normalnya residual model ini diatasi dengan memasukkan data *outlier* ke

dalam model peramalan. Hasil estimasi dan pengujian signifikansi parameter dapat dilihat pada Tabel 4.11 sebagai berikut :

Tabel 4.11 Estimasi dan Pengujian Signifikansi Parameter Model ARIMA Pada Data Penjualan Solar dengan *Outlier*

Model	Parameter	Std. Error	<i>t-value</i>	<i>p-value</i>
(3,1,0)(0,1,0) ¹²	$\phi_1 = -1,09904$	0,12240	-8,98	<0,0001
	$\phi_2 = -0,88449$	0,15573	-5,68	<0,0001
	$\phi_3 = -0,54166$	0,12115	-4,47	<0,0001
	$\omega_{64} = 5445,4$	663,49507	8,21	<0,0001
	$\omega_{63} = -2467,9$	664,18691	-3,72	0,0002
	$\omega_{33} = -1151,3$	480,31439	-2,40	0,0165
	$\omega_{19} = 1011,7$	366,98983	2,76	0,0058
	$\omega_{13} = 2840,8$	446,81803	6,36	<0,0001
	$\omega_{10} = -2423,4$	474,55965	-5,11	<0,0001
	$\omega_9 = 1948,2$	767,47046	2,54	0,0111
	$\omega_4 = 2160,0$	789,29228	2,74	0,0062

Pengujian parameter menunjukkan bahwa seluruh parameter yang digunakan dalam model telah signifikan dengan *p-value* untuk seluruh parameter yang bernilai kurang dari 0,05. Langkah selanjutnya adalah melakukan pengujian asumsi *white noise* untuk residual hasil pemodelan seperti pada Tabel 4.12 sebagai berikut :

Tabel 4.12 Uji *White Noise* Residual Model ARIMA Pada Data Solar dengan *Outlier*

Hingga Lag	Chi-Square	DF	<i>p-value</i>
6	1,14	3	0,7685
12	5,44	9	0,7943
18	14,98	15	0,4528
24	17,24	21	0,6966

Tabel 4.12 menunjukkan bahwa residual model ARIMA (3,1,0)(0,1,0)¹² dengan deteksi *outlier* telah mencapai kondisi *white noise*, ditunjukkan dengan *p-value* yang bernilai lebih dari 0,05.

Untuk pengujian asumsi normalitas data penjualan solar ditunjukkan pada Tabel 4.12 sebagai berikut :

Tabel 4.13 Uji Asumsi Residual Distribusi Normal Dugaan Model ARIMA Data Penjualan Solar dengan *Outlier*

Model ARIMA	Kolmogorov Smirnov	<i>p-value</i>
(3,1,0) (0,1,0) ¹²	0087171	> 0,1500

Hasil pengujian normalitas residual model tersebut juga telah menunjukkan bahwa residual model berdistribusi normal dengan *p-value* yang bernilai lebih dai 0,05 atau lebih besar dari taraf nyata 0,05. Hasil pengujian terhadap residual menunjukkan bahwa model yang digunakan sudah *white noise* dan memenuhi asumsi berdistribusi normal. Maka, langkah selanjutnya yang dilakukan adalah memilih model terbaik yang dapat mewakili kondisi data. Pemeriksaan model terbaik dilakukan dengan melihat nilai RMSE untuk data *in-sample* dan *out-sample* pada penjualan premium dapat dilihat dari Tabel 4.14 sebagai berikut :

Tabel 4.14 Kriteria Kebaikan Model ARIMA Pada Data Penjualan Premium

Model ARIMA	RMSE- <i>in</i>	RMSE- <i>out</i>
(1,1,0) (0,1,0) ¹²	2003,2	2285,896
(0,1,1) (0,1,0) ¹²	1872,797	2195,102

Tabel 4.14 menunjukkan bahwa nilai kriteria yang digunakan untuk memilih model terbaik adalah pada model ARIMA (0,1,1) (0,1,0)¹². Pemilihan model ini dilakukan dengan melihat nilai AIC, SBC, dan RMSE baik untuk data *in-sample* maupun data *out-sample* yang paling kecil dari keseluruhan kemungkinan model. Sehingga model ARIMA dapat dituliskan secara matematis sebagai berikut :

$$Z_t = Z_{t-1} + Z_{t-12} - Z_{t-13} - 0,67204a_{t-1} + a_t.$$

Untuk nilai kebaikan model pada data penjualan solar dapat dilihat pada Tabel 4.15 sebagai berikut :

Tabel 4.15 Nilai Kebaikan Model ARIMA Pada Data Penjualan Solar dengan Penambahan *Outlier*

Model ARIMA	RMSE-in	RMSE-out
(3,1,0) (0,1,0) ¹²	791,405	2267,492

Model ARIMA untuk data penjualan solar dengan penambahan *outlier* dapat dituliskan secara matematis sebagai berikut :

$$\begin{aligned}
 Z_t = & 2,09904 Z_{t-1} + 1,98353 Z_{t-2} + 1,42615 Z_{t-3} + \\
 & 0,54166 Z_{t-4} + 2,09904 Z_{t-12} + Z_{t-13} + 1,98353 \\
 & Z_{t-14} - 0,34283 Z_{t-15} - 0,54166 Z_{t-16} + 5,445,4 \\
 & I_{A,t}^{64} + 2467,9 I_{A,t}^{63} - 1151,3 I_{A,t}^{33} + 1011,7 I_{S,t}^{19} + \\
 & 2840,8 I_{S,t}^{13} - 2433,4 I_{S,t}^{10} + 1948,2 I_{A,t}^9 + 2160 I_{A,t}^4 + \\
 & a_t.
 \end{aligned}$$

4.1.2 Analisis Peramalan Premium dan Solar di PT. Pertamina (Persero) Regional V Surabaya Menggunakan Metode ARIMAX

Model ARIMAX digunakan untuk menangkap efek kalender variasi yang terdapat di dalam data yang digunakan. Efek kalender variasi dinyatakan dalam variabel *dummy* untuk membantu langkah analisis yang dilakukan. Model ini dianalisis untuk kemudian dibandingkan dengan model ARIMA yang telah didapat sebelumnya dan diketahui model mana yang lebih sesuai untuk melakukan peramalan kebutuhan premium dan solar.

a. Penentuan Variabel *Dummy*

Time series plot dari data *in-sample* penjualan premium dan solar sejak tahun 2008-2013 menunjukkan bahwa efek kalender variasi mempengaruhi tingkat penjualan premium dan solar tepat pada bulan terjadinya lebaran. Efek tersebut dinyatakan dalam variabel *dummy* $D_{L,t}$. Sedangkan pada bulan Januari-Desember

dinyatakan pula dalam suatu variabel *dummy*, yaitu $D_{1t} - D_{12t}$. Penjelasan mengenai variabel *dummy* tersebut ditunjukkan pada Tabel 4.16.

Tabel 4.16 Variabel *Dummy* dalam Pemodelan ARIMAX

Variabel <i>Dummy</i>	Nilai	Keterangan
$D_{L,t}$	1	Bulan terjadinya lebaran
	0	Lainnya
$D_{1t} - D_{12t}$	1	Bulan-bulan tahun masehi
	0	Lainnya
t	1-72	Trend waktu
	0	Lainnya

Plot data yang digunakan juga menunjukkan bahwa adanya trend pada data *in-sample* penjualan premium dan solar di PT. Pertamina (Persero) Regional V Surabaya. Hal ini coba ditangkap dengan menggunakan variabel *dummy* t dengan nilai 1 sampai 72 sesuai dengan jumlah data *in-sample* yang digunakan.

b. Hasil Analisis Regresi dengan Variabel *Dummy*

Langkah awal yang dilakukan untuk melakukan peramalan dengan metode ARIMAX adalah membuat model regresi antara variabel penjualan premium dan solar dengan seluruh variabel *dummy* yang diduga mempengaruhi tingkat penjualan premium dan solar tersebut. Hasil dari proses analisis regresi untuk data penjualan premium dinyatakan dalam model pada Tabel 4.17 sebagai berikut :

Tabel 4.17 Pemodelan Regresi dengan Variabel *Dummy* Pada Data Penjualan Premium

$Z_t = 185 t + 36184 D_{1t} + 33209 D_{2t} + 37544 D_{3t} + 35806 D_{4t} + 38141 D_{5t} + 35581 D_{6t} + 37357 D_{7t} + 36874 D_{8t} + 36083 D_{9t} + 38697 D_{10t} + 36464 D_{11t} + 37319 D_{12t} - 2583 D_{L,t}$

Model regresi untuk data penjualan premium berarti bahwa pada Bulan Januari 2014 terjadi kenaikan volume penjualan

premium sebesar 185 KL ditambah 36184 kL variabel lain dianggap konstan, dan seterusnya. Sedangkan untuk model regresi pada data penjualan solar dapat dilihat pada Tabel 4.18 sebagai berikut :

Tabel 4.18 Pemodelan Regresi dengan Variabel Dummy Pada Data Penjualan Solar

$$Z_t = 68,7 t + 15093 D_{1t} + 13723 D_{2t} + 15381 D_{3t} + 15336 D_{4t} + 15594 D_{5t} + 15020 D_{6t} + 16175 D_{7t} + 15729 D_{8t} + 14729 D_{9t} + 15952 D_{10t} + 14862 D_{11t} + 14769 D_{12t} - 3285 D_{L,t}$$

Model regresi untuk data penjualan solar berarti bahwa pada Bulan Januari 2014 terjadi kenaikan volume penjualan solar sebesar 68,7 KL ditambah 15093 kL variabel lain dianggap konstan, dan seterusnya. Uraian estimasi dan pengujian signifikansi parameter untuk model pada data penjualan premium dapat dilihat pada Tabel 4.19 sebagai berikut :

Tabel 4.19 Estimasi dan Pengujian Signifikansi Parameter Model Regresi Pada Data Penjualan Premium

Parameter	Koefisien	Std. Error	<i>t-value</i>	<i>p-value</i>
t	185,228	8,339	22,21	0,000
D _{1t}	36184,3	646,0	56,02	0,000
D _{2t}	33208,5	649,3	51,14	0,000
D _{3t}	37544,1	652,8	57,51	0,000
D _{4t}	35806,1	656,4	54,55	0,000
D _{5t}	38141,0	660,0	57,79	0,000
D _{6t}	35581,5	663,7	53,61	0,000
D _{7t}	37357,4	667,6	55,96	0,000
D _{8t}	36873,6	770,9	47,83	0,000
D _{9t}	36082,6	721,1	50,04	0,000
D _{10t}	38696,5	691,1	55,99	0,000
D _{11t}	36464,5	683,6	53,34	0,000
D _{12t}	37319,3	687,8	54,26	0,000
D _{L,t}	-2582,9	757,3	-3,41	0,001

Hasil analisis regresi tersebut menunjukkan bahwa seluruh parameter yang digunakan adalah signifikan. Berdasarkan hasil analisis regresi tersebut, dibuat model ARIMAX dengan melihat pola residual yang dihasilkan oleh model regresi. Sedangkan uraian estimasi dan pengujian signifikansi parameter untuk model pada data penjualan solar dapat dilihat pada Tabel 4.20 sebagai berikut :

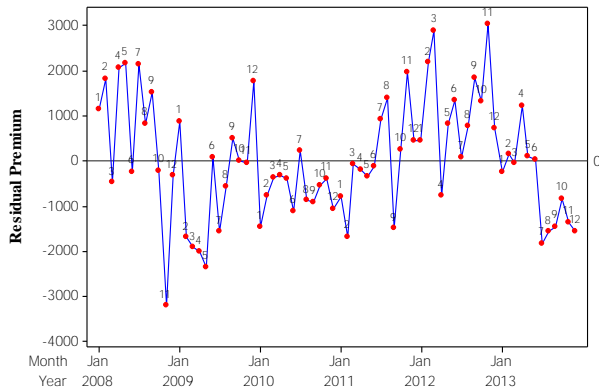
Tabel 4.20 Estimasi dan Pengujian Signifikansi Parameter Model Regresi Pada Data Penjualan Solar

Parameter	Koefisien	Std. Error	t-value	p-value
t	68,733	5,243	13,11	0,000
D _{1t}	15092,6	406,2	37,16	0,000
D _{2t}	13722,7	408,3	33,61	0,000
D _{3t}	15381,1	410,5	37,47	0,000
D _{4t}	15335,9	412,7	37,16	0,000
D _{5t}	15594,3	415,0	37,57	0,000
D _{6t}	15019,9	417,4	35,99	0,000
D _{7t}	16175,4	419,8	38,53	0,000
D _{8t}	15728,7	484,7	32,45	0,000
D _{9t}	14729,1	453,4	32,49	0,000
D _{10t}	15951,5	434,6	36,71	0,000
D _{11t}	14861,6	429,9	34,57	0,000
D _{12t}	14768,7	432,5	34,15	0,000
D _{L,t}	-3285,2	476,2	-6,90	0,001

Hasil analisis regresi tersebut menunjukkan bahwa seluruh parameter yang digunakan adalah signifikan. Berdasarkan hasil analisis regresi tersebut, dibuat model ARIMAX dengan melihat pola residual yang dihasilkan oleh model regresi.

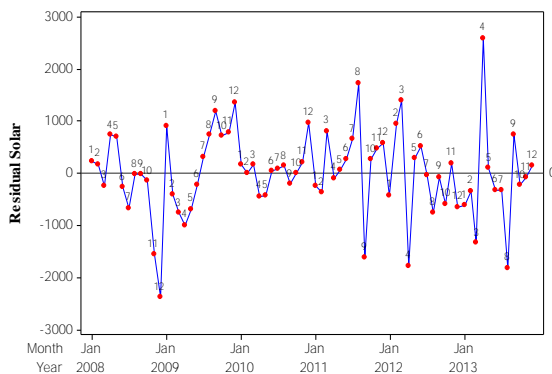
c. Pemodelan ARIMAX

Pemodelan ARIMAX dilakukan dengan menganalisis residual hasil pemodelan dengan analisis regresi. Dapat dilihat bahwa residual dari model telah stasioner. *Time series* plot dari residual hasil analisis regresi ditunjukkan pada Gambar 4.11.



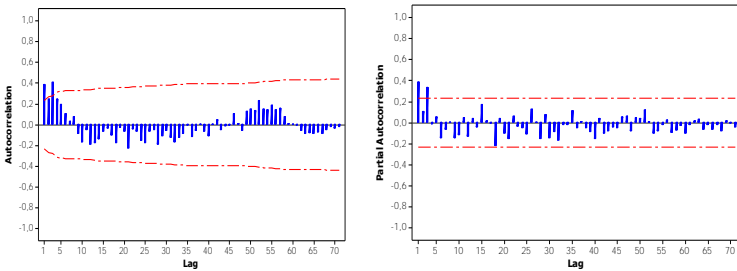
Gambar 4.11 *Time Series Plot* Residual Model Regresi Pada Data Penjualan Premium

Gambar 4.11 menunjukkan bahwa plot residual pada data penjualan premium sudah stasioner dapat dilihat dari nilai residual yang berada di sekitar nilai 0. Sedangkan untuk plot untuk data penjualan solar dapat dilihat pada Gambar 4.12 sebagai berikut :



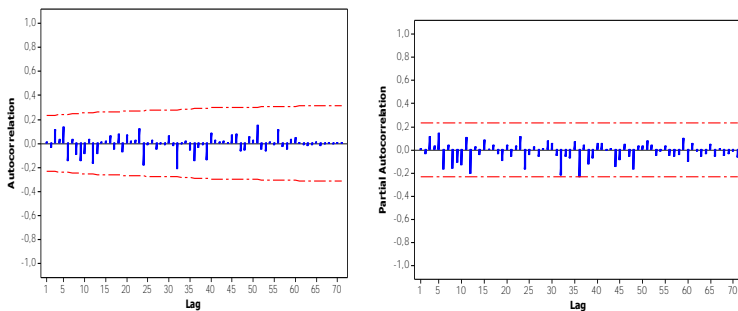
Gambar 4.12 *Time Series Plot* Residual Model Regresi Pada Data Penjualan Solar

Gambar 4.12 menunjukkan bahwa plot residual pada data penjualan solar sudah stasioner dapat dilihat dari nilai residual yang berada di sekitar nilai 0. Plot ACF dan PACF dari residual digunakan untuk membantu melihat apakah asumsi *white noise* sudah terpenuhi atau belum dan membantu pembentukan model ARIMAX keseluruhan. Plot ACF dan PACF untuk data penjualan premium yang ditampilkan pada Gambar 4.13 sebagai berikut :



Gambar 4.13 Plot ACF dan PACF Residual Model Regresi Data Penjualan Premium

Plot ACF dan PACF menunjukkan bahwa terdapat lag yang keluar yaitu lag 1 dan lag 3. Sedangkan plot ACF dan PACF pada data penjualan solar dapat dilihat pada Gambar 4.14 sebagai berikut :



Gambar 4.14 Plot ACF dan PACF Residual Model Regresi Data Penjualan Solar

Plot ACF dan PACF pada data penjualan solar menunjukkan bahwa tidak terdapat lag yang keluar, sehingga dapat dikatakan model telah memenuhi asumsi *white noise* dan tidak mengandung orde p maupun q . Sehingga analisis yang sesuai adalah regresi *time series*. Dugaan yang digunakan untuk data penjualan premium di PT. Pertamina (Persero) Regional V Surabaya dilakukan pemodelan ARIMAX estimasi dan pengujian signifikansi parameter pada Tabel 4.21 dan 4.22 sebagai berikut :

Tabel 4.21 Estimasi dan Pengujian Signifikansi Parameter Model ARIMAX Pada Data Penjualan Premium

Model	Estimasi	Std. Error	<i>t-value</i>	<i>p-value</i>
ARIMAX-1	$\phi_1 = 0,29412$	0,11613	2,53	0,0113
	$\phi_3 = 0,38131$	0,11866	3,21	0,0013
	$t = 174,30948$	18,72742	9,31	< 0,0001
	$\beta_1 = 36422,4$	899,06740	40,51	< 0,0001
	$\beta_2 = 33460,0$	903,58489	37,03	< 0,0001
	$\beta_3 = 37804,2$	912,29609	41,44	< 0,0001
	$\beta_4 = 36126,3$	916,44852	39,42	< 0,0001
	$\beta_5 = 38484,5$	922,20569	41,73	< 0,0001
	$\beta_6 = 35937,6$	928,69645	38,70	< 0,0001
	$\beta_7 = 37764,5$	932,72603	40,49	< 0,0001
	$\beta_8 = 37402,7$	980,85538	38,13	< 0,0001
	$\beta_9 = 36573,5$	962,66099	37,99	< 0,0001
	$\beta_{10} = 39235,3$	946,02464	41,47	< 0,0001
	$\beta_{11} = 36999,0$	949,97592	38,95	< 0,0001
ARIMAX-2	$\beta_{12} = 37769,9$	951,80466	39,68	< 0,0001
	$\beta_{L,t} = -2786,9$	548,62136	-5,08	< 0,0001
	$\theta_1 = -0,26117$	0,11753	-2,22	0,0113
	$\theta_3 = -0,44460$	0,12798	-3,47	0,0013
	$t = 183,27019$	11,97585	15,30	< 0,0001
	$\beta_1 = 36255,3$	700,20468	51,78	< 0,0001
	$\beta_2 = 33181,0$	703,34358	47,18	< 0,0001
	$\beta_3 = 37566,1$	709,74673	52,93	< 0,0001
	$\beta_4 = 35872,6$	711,99402	50,38	< 0,0001
	$\beta_5 = 38209,6$	718,71975	53,16	< 0,0001
	$\beta_6 = 35651,9$	725,88239	49,12	< 0,0001

Tabel 4.22 Estimasi dan Pengujian Signifikansi Parameter Model ARIMAX Pada Data Penjualan Premium (Lanjutan)

Model	Estimasi	Std. Error	t-value	p-value
ARIMAX-2	$\beta_7 = 37429,8$	732,98171	51,07	< 0,0001
	$\beta_8 = 37257,0$	787,59109	47,31	< 0,0001
	$\beta_9 = 36364,9$	767,38583	47,39	< 0,0001
	$\beta_{10} = 38905,3$	743,98037	52,29	< 0,0001
	$\beta_{11} = 36630,2$	747,39545	49,01	< 0,0001
	$\beta_{12} = 37401,1$	746,91691	50,07	< 0,0001
	$\beta_{L,t} = -3200,9$	549,42304	-5,83	< 0,0001

Keterangan:

- Model ARIMAX-1:

$$Z_t = 0,29412 Z_{t-1} + 0,38131 Z_{t-3} + 174,30948t + 36422,4 D_{1t} + 33460 D_{2t} + 37804,2 D_{3t} + 36126,3 D_{4t} + 38484,5 D_{5t} + 35937,6 D_{6t} + 37764,5 D_{7t} + 37402,7 D_{8t} + 36573,5 D_{9t} + 39235,3 D_{10t} + 36999,0 D_{11t} + 37769,9 D_{12t} - 2786,9 D_{L,t} + a_t$$

- Model ARIMAX-2

$$Z_t = 0,26117 a_{t-1} + 0,44460 a_{t-3} + 183,27019 t + 36255,3 D_{1t} + 33181,0 D_{2t} + 37566,1 D_{3t} + 35872,6 D_{4t} + 38209,6 D_{5t} + 35651,9 D_{6t} + 37429,8 D_{7t} + 37257,0 D_{8t} + 36364,9 D_{9t} + 38905,3 D_{10t} + 36630,3 D_{11t} + 37401,1 D_{12t} - 3200,9 D_{L,t} + a_t$$

Kedua model ARIMAX yang diteliti telah menggunakan parameter yang signifikan. Langkah selanjutnya pengujian asumsi residual *white noise* dari pemodelan ARIMAX pada data premium dapat dilihat pada Tabel 4.23 dan Tabel 4.24 sebagai berikut :

Tabel 4.23 Pengujian *White Noise* Residual Model ARIMAX Pada Data Penjualan Premium

Model	Hingga Lag	Chi-Square	DF	p-value
ARIMAX-1	6	1,30	4	0,8613
	12	7,66	10	0,6622
	18	10,56	16	0,8357
	24	15,15	22	0,8558

Tabel 4.24 Pengujian *White Noise* Residual Model ARIMAX Pada Data Penjualan Premium (Lanjutan)

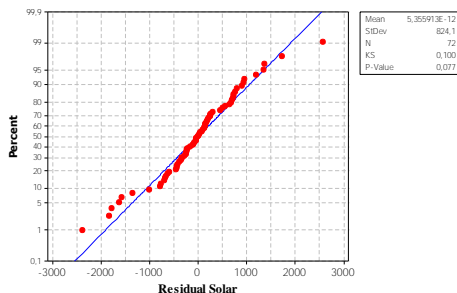
Model	Hingga Lag	Chi-Square	DF	<i>p-value</i>
ARIMAX-1	6	4,86	4	0,3022
	12	10,47	10	0,4005
	18	14,90	16	0,5323
	24	18,52	22	0,6746

Tabel 4.23 dan 4.24 menunjukkan bahwa pengujian sudah memenuhi asumsi *white noise*. Sementara pengujian distribusi normal pada data penjualan premium ditunjukkan pada Tabel 4.25 sebagai berikut :

Tabel 4.25 Uji Asumsi Residual Distribusi Normal Model ARIMAX Pada Data Penjualan Premium

Model	Statistik Hitung	<i>p-value</i>	Keputusan
ARIMAX-1	0,057879	> 0,1500	Normal
ARIMAX-2	0,066312	> 0,1500	Normal

Hasil pengujian terhadap residual pada data penjualan premium menunjukkan bahwa model yang digunakan sudah memenuhi asumsi berdistribusi normal. Sedangkan pengujian asumsi residual pada data penjualan solar dapat dilihat pada Gambar 4.15 sebagai berikut :



Gambar 4.15 Pengujian Asumsi Residual Distribusi Normal Model Pada Data Penjualan Solar

Maka, langkah selanjutnya yang dilakukan adalah memilih model terbaik yang dilakukan dengan melihat nilai RMSE untuk data *in-sample* dan *out-sample* terkecil seperti pada Tabel 4.26 sebagai berikut :

Tabel 4.26 Pemilihan Model ARIMAX Terbaik Pada Data Penjualan Premium

Model	RMSE <i>in</i>	RMSE <i>out</i>
ARIMAX-1	1251,211	2934,441
ARIMAX-2	1278,841	3409,221

Tabel 4.26 menunjukkan bahwa nilai kriteria yang digunakan untuk memilih model terbaik adalah pada model ARIMAX-1. Pemilihan model ini dilakukan dengan melihat nilai RMSE baik untuk data *in-sample* maupun data *out-sample* yang paling kecil dari keseluruhan kemungkinan model. Sedangkan pada data penjualan solar diketahui bahwa nilai RMSE *in sample* sebesar 911,808. Sedangkan nilai RMSE *out sample* sebesar 1756,96.

4.1.3 Perbandingan Model Peramalan ARIMA, ARIMAX, dan Regresi *Time Series*

Hasil peramalan dengan menggunakan ARIMA, ARIMAX, dan Regresi *Time Series* dibandingkan untuk mengetahui model mana yang paling baik untuk meramalkan tingkat penjualan premium di PT. Pertamina (Persero) Regional V Surabaya. Perbandingan model dilakukan dengan melihat kriteria kebaikan model yaitu RMSE untuk *in-sample* maupun *out-sample* seperti pada Tabel 4.27 sebagai berikut :

Tabel 4.27 Perbandingan Model ARIMA dan ARIMAX Pada Data Penjualan Premium

Volume Penjualan	Model	RMSE <i>in</i>	RMSE <i>out</i>
Premium	ARIMA	1872,797	2195,102
	ARIMAX	1251,211	2934,441

Hasil perbandingan kedua model peramalan untuk data penjualan premium menunjukkan bahwa RMSE data *in-sample* maupun data *out-sample* untuk model Regresi Time Series bernilai lebih kecil daripada model ARIMAX. Sedangkan perbandingan model terbaik pada data penjualan solar seperti pada Tabel 4.28 sebagai berikut :

Tabel 4.28 Perbandingan Model ARIMAX dan Regresi *Time Series* Pada Data Penjualan Solar

Volume Penjualan	Model	RMSE <i>in</i>	RMSE <i>out</i>
Solar	ARIMAX	791,405	2267,492
	Regresi Time Series	911,808	1756,96

Sedangkan perbandingan kedua model peramalan untuk data penjualan solar menunjukkan bahwa RMSE data *out-sample* untuk model ARIMAX bernilai lebih kecil daripada model ARIMA. Hasil peramalan penjualan premium dari model ARIMA (0,1,1) (0,1,0)¹² ditampilkan pada Tabel 4.29 dan 4.30.

Tabel 4.29 Hasil Peramalan Penjualan Premium Pada Tahun 2015 di PT.Pertamina (Persero) Regional V Surabaya

t	Bulan	\hat{Z}_t
85	Januari	46701,7164
86	Februari	42917,7164
87	Maret	48493,7164
88	April	46493,7164
89	Mei	48789,7164

Tabel 4.30 Hasil Peramalan Penjualan Premium Pada Tahun 2015 di PT.Pertamina (Persero) Regional V Surabaya (Lanjutan)

90	Juni	47765,7164
91	Juli	45469,7164
92	Agustus	47357,7164
93	September	50077,7164
94	Oktober	52413,7164
95	Nopember	47741,7164
96	Desember	43541,7164

Tabel 4.29 dan 4.30 menunjukkan bahwa peramalan bulan Februari dan Juli terjadi penurunan volume penjualan premium di PT. Pertamina (Persero) Regional V sama halnya dengan tahun sebelum-sebelumnya dimana pada saat itu terdapat bulan terjadinya lebaran dan terjadi peningkatan volume penjualan premium pada Bulan Oktober 2015 yaitu sebesar 52413,7164 KL. Sedangkan peramalan untuk volume penjualan solar dapat dilihat pada Tabel 4.31 sebagai berikut :

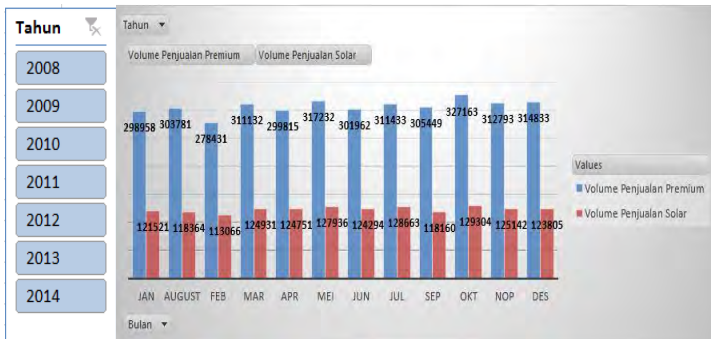
Tabel 4.31 Hasil Peramalan Penjualan Solar Pada Tahun 2015 di PT.Pertamina (Persero) Regional V Surabaya

t	Bulan	\hat{Z}_t
85	Januari	19980
86	Februari	18772,6
87	Maret	20467,2
88	April	20441,8
89	Mei	20896,4
90	Juni	20377
91	Juli	18149,6
92	Agustus	20955,2
93	September	20450,8
94	Oktober	21567,4
95	Nopember	20498
96	Desember	20306,6

Tabel 4.31 menunjukkan bahwa peramalan Bulan Februari dan Juli terjadi penurunan volume penjualan solar di PT. Pertamina (Persero) Regional V sama halnya dengan tahun sebelum-sebelumnya dimana pada saat itu terdapat bulan terjadinya lebaran dan terjadi peningkatan volume penjualan solar pada Bulan Oktober 2015 yaitu sebesar 21567,4 KL.

4.2 Karakteristik Penjualan Premium dan Solar di PT. Pertamina (Persero) Regional V Surabaya dengan Tampilan Dashboard *Microsoft Excel*

Dashboard merupakan tampilan visual dari informasi penting yang disajikan pada satu tampilan layar komputer. Dashboard disini berfungsi untuk penyajian data dalam *Microsoft Excel*, dengan bentuk grafik yang dapat dikreasikan dengan aplikasi yang ada dalam *Microsoft Excel*. Berikut karakteristik penjualan premium dan solar pada dashboard yang ditampilkan pada Gambar 4.16 dan 4.17.



Gambar 4.16 Karakteristik Penjualan Premium di PT. Pertamina (Persero) Regional V Surabaya Tahun 2008-2014

Gambar 4.16 menunjukkan bahwa penjualan premium paling tinggi berdasarkan bulan yaitu bulan Oktober dari tahun 2008-2014 sebesar 327.163 KL, sedangkan penjualan premium dan solar paling tinggi berdasarkan tahun yaitu pada tahun 2013 sebesar 577.088 KL.



Gambar 4.17 Karakteristik Penjualan Solar di PT. Pertamina (Persero) Regional V Surabaya Tahun 2008-2014

Gambar 4.17 menunjukkan bahwa penjualan solar paling tinggi berdasarkan bulan yaitu bulan Oktober dari tahun 2008-2014 sebesar 129.304 KL, sedangkan penjualan premium dan solar paling tinggi berdasarkan tahun yaitu pada tahun 2013 sebesar 232.376 KL.

BAB V

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Hasil analisis dan pembahasan yang telah dilakukan memberikan kesimpulan sebagai berikut :

1. Metode peramalan yang sesuai untuk meramalkan volume penjualan premium di PT. Pertamina (Persero) Regional V Surabaya perbandingan metode ARIMA dan ARIMAX berdasarkan kriteria model terbaik dimana nilai RMSE-*in* sampel dan RMSE-*out* sampel terkecil model yang sesuai yaitu ARIMA (0,1,1) (0,1,0)¹² sedangkan untuk volume penjualan solar dari perbandingan metode ARIMAX dan Regresi *Time Series* metode yang sesuai yaitu Regresi *Time Series*.
2. Karakteristik penjualan dengan dashboard menunjukkan bahwa penjualan premium dan solar paling tinggi berdasarkan bulan yaitu bulan Oktober dari tahun 2008-2014, sedangkan penjualan premium dan solar paling tinggi berdasarkan tahun yaitu pada tahun 2013.

5.2 Saran

Hasil peramalan sebaiknya lebih diperhatikan lagi agar tidak terjadi kelangkaan dan kelebihan BBM dan lebih baik digunakan data berdasarkan bulan Qomariyah bukan Syamsiyah (Masehi) karena variasi kalender terdapat variabel *dummy* Hari Raya Idul Fitri dimana lebaran terjadi pada bulan Qomariyah, sedangkan untuk tampilan dashboard lebih ditambahkan variasi-variasi agar lebih menarik.

“Halaman ini sengaja dikosongkan”

DAFTAR PUSTAKA

- Bowerman, B. L., dan O'Connell, R. T. 1993. *Forecasting and Time Series: An Applied Approach*, 3rd Edition. Belmont: Duxbury Press.
- Cryer, J. D., dan Kung-Shik Chan. 2008. *Time Series Analysis With Applications in R*, 2nd Edition. New York: Springer.
- Daniel, W. W. 1989. *Statistik Nonparametrik Terapan*. Diterjemahkan oleh Alex Tri Kantjono W. Jakarta: PT. Gramedia.
- Dini, N. S. 2012. *Peramalan Kebutuhan Premium dengan Metode Arimax untuk Optimasi Persediaan di Wilayah TBBM Madiun*. Surabaya: ITS Surabaya.
- Dispenda. 2015. *Data Jumlah Kendaraan R2 dan R4 di Surabaya*. Surabaya: Dispenda Jatim.
- Draper, S. 1992. *Analisis Regresi Terapan*. Jakarta: PT. Gramedia Pustaka Utama.
- Fauzi, A. 2007. *Reporting, Analysis, Dashboard Excel 2007*. Jakarta: PT. Elex Media Komputindo.
- Gujarati, D. N. 2004. *Basic Econometrics* Fourth Edition. New York: The Mc Graw Hill Companies.
- Lee, H. M., dan Suhartono. 2010. *Calendar Variation Model Based on ARIMAX for Forecasting Sales Data with Ramadhan Effect. Proceedings of the Regional Conference on Statistical Sciences*, 5.
- Makridakis, Spyros, Steven C. Wheelwright, dan Victor E. McGee. 1995. *Metode dan Aplikasi Peramalan*. Diterjemahkan oleh Untung Sus Andriyanto dan Abdul Basith. Jakarta: Erlangga.

- Perdana, A. S. 2012. *Perbandingan Metode Time Series Regression dan Arimax Pada Pemodelan Data Penjualan Pakaian di Boyolali*. Surabaya: ITS Surabaya.
- Pertamina, PT. 2015. *Produk dan Volume Penjualan Premium dan Solar di Surabaya*. Surabaya: PT. Pertamina Regional V.
- Purnamasari, I. 2011. *Metode TLSAR Berbasis Regresi Time Series, ARIMAX, dan Neural Network Untuk Peramalan Beban Listrik*. Surabaya: ITS Surabaya.
- Rahmawati, D. 2011. *Peramalan Volume Pendistribusian Bahan Bakar Minyak (BBM) di PT. Pertamina (Persero) Unit Pemasaran III Jakarta” dari keempat metode yaitu Naive, Winter, ARIMA, dan Regresi Time Series*. Surabaya: ITS Surabaya.
- Rori, M. 2014. *Analisis Peramalan Penjualan Sepeda Motor di Kabupaten Ngawi dengan Metode ARIMA dan ARIMAX*. Surabaya: ITS Surabaya.
- Wei, W. W.S. 2006. *Time Series Analysis Univariate and Multivariate Methods*. New York: Pearson Education, Inc.

LAMPIRAN

LAMPIRAN 1. Data Penjualan Premium dan Solar di PT.
Pertamina (Persero) Regional V Surabaya

Tahun	Bulan	BBM (KL)	
		Premium	Solar
2008	Januari	37527	15389
	Februari	35395	14033
	Maret	37627	15344
	April	38619	16343
	Mei	41244	16634
	Juni	36452	15162
	Juli	40808	15980
	Agustus	39176	16252
	September	39273	15320
	Oktober	37756	13207
	Nopember	35287	14057
	Desember	39217	13207
2009	Januari	39463	16898
	Februari	34108	14273
	Maret	38402	15643
	April	36754	15433
	Mei	38933	16068
	Juni	38994	16032
	Juli	39303	17794
	Agustus	40013	17837
	September	37899	14086
	Oktober	42775	18177
	Nopember	40676	17226
	Desember	43528	17775
2010	Januari	39344	16968
	Februari	37260	15519
	Maret	42179	17394
	April	40686	16814

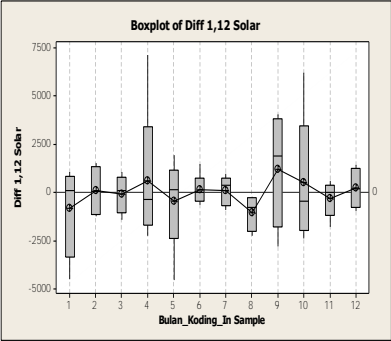
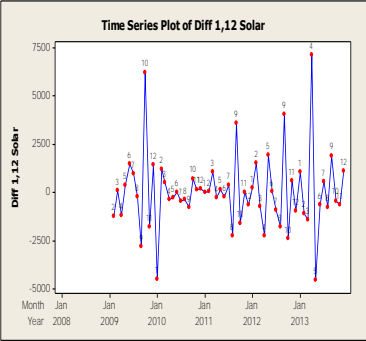
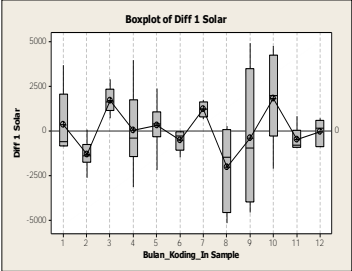
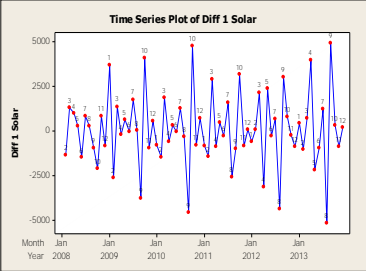
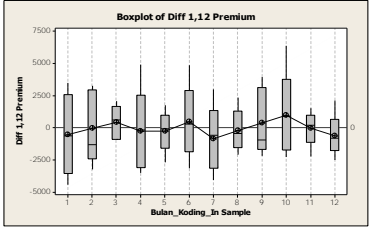
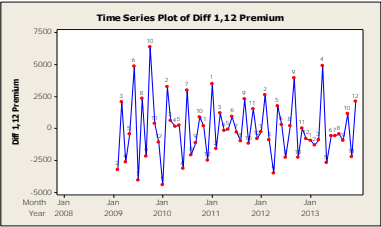
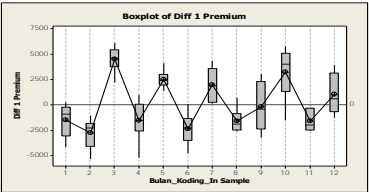
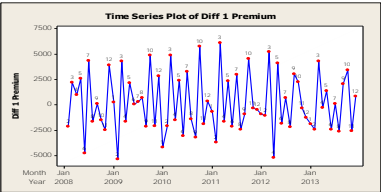
LAMPIRAN 1. Data Penjualan Premium dan Solar di PT.
Pertamina (Persero) Regional V Surabaya
(Lanjutan).

2010	Mei	43116	17152
	Juni	40033	17117
	Juli	43322	18388
	Agustus	41929	18062
	September	38696	13501
	Oktober	44448	18283
	Nopember	42566	17478
	Desember	42929	18211
2011	Januari	42252	17386
	Februari	38559	15961
	Maret	44697	18872
	April	43024	17988
	Mei	45396	18467
	Juni	43254	18172
	Juli	46253	19780
	Agustus	43847	17202
	September	42925	16198
	Oktober	47480	19370
	Nopember	47136	18554
	Desember	46663	18642
2012	Januari	45724	18038
	Februari	44653	18110
	Maret	49875	20274
	April	44660	17134
	Mei	48775	19518
	Juni	46933	19254
	Juli	47635	19924
	Agustus	45440	15542
	September	48480	18574
	Oktober	50760	19350
	Nopember	50432	19110

LAMPIRAN 1. Data Penjualan Premium dan Solar di PT.
Pertamina (Persero) Regional V Surabaya
(Lanjutan).

2012	Desember	49160	18237
2013	Januari	47248	18661
	Februari	44840	17637
	Maret	49160	18369
	April	48880	22325
	Mei	50280	20161
	Juni	47832	19229
	Juli	47944	20445
	Agustus	45320	15293
	September	47400	20209
	Oktober	50832	20533
	Nopember	48256	19653
	Desember	49096	19861
2014	Januari	47400	18181
	Februari	43616	17533
	Maret	49192	19035
	April	47192	18714
	Mei	49488	19936
	Juni	48464	19328
	Juli	46168	16352
	Agustus	48056	18176
	September	50776	20272
	Oktober	53112	20384
	Nopember	48440	19064
	Desember	44240	17872

LAMPIRAN 2. Metode ARIMA



a. Premium(i). Syntax ARIMA (1,1,0) (0,1,0)¹²

```

data premium;
input zt;
datalines;
37527
35395
37627
.
.
.
50832
48256
49096
;
proc arima data=premium;
identify var=zt(1,12);
run;
estimate p=(1) noconstant method=ml;
forecast out=ramalan lead=12;
run;
outlier maxnum=5 alpha=0,05;
proc print data=ramalan;
run;
proc univariate data=ramalan normal;
var residual;
run;

```

(ii). Output Syntax ARIMA (1,1,0) (0,1,0)¹²

The ARIMA Procedure

Name of Variable = zt	
Period(s) of Differencing	1,12
Mean of Working Series	-33.8983
Standard Deviation	2265.931
Number of Observations	59
Observation(s) eliminated by differencing	13

The ARIMA Procedure
Maximum Likelihood Estimation
Standard Approx

Parameter	Estimate	Error	t Value	Pr > t	Lag
1 AR1,1	-0.48516	0.11507	-4.22	<.0001	

			Variance Estimate	4012810					
			Std Error Estimate	2003.2					
			AIC	1065.79					
			SBC	1067.867					
			Number of Residuals	59					
Autocorrelation Check of Residuals									
To	Chi-	Pr >							
Lag	Square	DF	ChiSq	-----Autocorrelations-----					
6	6.92	5	0.2263	-0.117	-0.293	-0.023	0.084	0.032	-0.036
12	12.33	11	0.3394	-0.062	0.076	-0.045	-0.048	0.132	-0.202
18	14.83	17	0.6078	-0.008	0.021	-0.046	0.105	-0.007	-0.124
24	25.10	23	0.3450	0.252	-0.028	-0.172	0.116	0.034	-0.049
Model for variable zt									
Period(s) of Differencing 1,12									
No mean term in this model.									
Autoregressive Factors									
Factor 1: 1 + 0.48516 B**(1)									
Forecasts for variable zt									
Obs	Forecast	Std Error	95% Confidence Limits						
73	46159.3441	2003.1999	42233.1444	50085.5437					
74	44248.4652	2253.0978	39832.4746	48664.4558					
75	48327.2824	2708.3171	43019.0785	53635.4863					
76	48164.2944	2993.0367	42298.0503	54030.5385					
77	49507.5249	3297.9811	43043.6008	55971.4491					
78	47087.0672	3556.5196	40116.4169	54057.7174					
79	47185.7048	3806.7332	39724.6448	54646.7649					
80	44568.1877	4037.2465	36655.3299	52481.0454					
81	46645.0424	4257.2379	38301.0094	54989.0755					
82	50078.5684	4465.5056	41326.3383	58830.7984					
83	47501.8281	4664.9018	38358.7886	56644.8675					
84	48342.1872	4855.9224	38824.7542	57859.6203					
Tests for Normality									
Test	--Statistic--		----p Value-----						
Shapiro-Wilk	W	0.96642	Pr < W	0.1026					
Kolmogorov-Smirnov	D	0.103798	Pr > D	0.1128					
Cramer-von Mises	W-Sq	0.110923	Pr > W-Sq	0.0821					
Anderson-Darling	A-Sq	0.731324	Pr > A-Sq	0.0545					

(iii). Syntax ARIMA (0,1,1) (0,1,0)¹²

```

data premium;
input zt;
datalines;
37527
35395
37627
.
.
.
50832
48256
49096
;
proc arima data=premium;
identify var=zt(1,12);
run;
estimate q=(1) noconstant method=ml;
forecast out=ramalan lead=12;
run;
outlier maxnum=5 alpha=0,05;
proc print data=ramalan;
run;
proc univariate data=ramalan normal;
var residual;
run;

```

(iv). Output Syntax ARIMA (0,1,1) (0,1,0)¹²

The ARIMA Procedure					
Name of Variable = zt					
Period(s) of Differencing	1,12				
Mean of Working Series	-33.8983				
Standard Deviation	2265.931				
Number of Observations	59				
Observation(s) eliminated by differencing	13				
The ARIMA Procedure					
Maximum Likelihood Estimation					
Parameter	Standard Estimate	Standard Error	Approx t Value	Pr > t	Lag
MA1,1	0.67204	0.10009	6.71	<.0001	1

			Variance Estimate	3507368					
			Std Error Estimate	1872.797					
			AIC	1058.179					
			SBC	1060.257					
			Number of Residuals	59					
Autocorrelation Check of Residuals									
To	Chi-	Pr >							
Lag	Square	DF	ChiSq	-----Autocorrelations-----					
6	0.52	5	0.9914	-0.020	0.004	-0.001	0.083	0.026	-0.003
12	6.73	11	0.8203	-0.054	0.040	-0.039	-0.120	0.070	-0.239
18	8.40	17	0.9572	-0.031	-0.036	-0.046	0.081	0.036	-0.086
24	15.27	23	0.8846	0.226	-0.011	-0.107	0.100	0.020	-0.041
Model for variable zt									
Period(s) of Differencing 1,12									
No mean term in this model.									
Moving Average Factors									
Factor 1: 1 - 0.67204 B**(1)									
Forecasts for variable zt									
Obs	Forecast	Std Error	95% Confidence Limits						
73	46798.8226	1872.7967	43128.2084 50469.4367						
74	44390.8226	1970.9436	40527.8441 48253.8011						
75	48710.8226	2064.4297	44664.6148 52757.0304						
76	48430.8226	2153.8619	44209.3309 52652.3143						
77	49830.8226	2239.7259	45441.0405 54220.6047						
78	47382.8226	2322.4175	42830.9678 51934.6773						
79	47494.8226	2402.2644	42786.4708 52203.1743						
80	44870.8226	2479.5414	40011.0108 49730.6344						
81	46950.8226	2554.4817	41944.1305 51957.5147						
82	50382.8226	2627.2852	45233.4381 55532.2070						
83	47806.8226	2698.1251	42518.5946 53095.0505						
84	48646.8226	2767.1520	43223.3044 54070.3408						
Tests for Normality									
Test	--Statistic---		-----p Value-----						
Shapiro-Wilk	W	0.97239	Pr < W	0.1990					
Kolmogorov-Smirnov	D	0.066909	Pr > D	>0.1500					
Cramer-von Mises	W-Sq	0.039267	Pr > W-Sq	>0.2500					
Anderson-Darling	A-Sq	0.348532	Pr > A-Sq	>0.2500					

b. Solar**(i). Syntax ARIMA (1,1,0) (0,1,0)¹²**

```

data solar;
input zt;
datalines;
15389
14033
15344
.
.
.
20533
19653
19861
;
proc arima data=solar;
identify var=zt(1,12);
run;
estimate p=(1) noconstant method=ml;
forecast out=ramalan lead=12;
run;
outlier maxnum=15 alpha=0.05;
run;
proc univariate data=ramalan normal;
var residual;
run;

```

(ii). Ouput Syntax ARIMA (1,1,0) (0,1,0)¹²

```

The ARIMA Procedure
Name of Variable = zt
Period(s) of Differencing      1,12
Mean of Working Series         1.949153
Standard Deviation             1951.095
Number of Observations         59
Observation(s) eliminated by differencing 13

```

```

The ARIMA Procedure
Maximum Likelihood Estimation
Standard      Approx
Parameter  Estimate  Error  t Value  Pr > |t|  Lag
AR1,1      -0.52995   0.11072  -4.79   <.0001    1

```

		Variance Estimate		2761804					
		Std Error Estimate		1661.868					
		AIC		1043.808					
		SBC		1045.886					
		Number of Residuals		59					
Autocorrelation Check of Residuals									
To	Chi-	Pr >							
Lag	Square	DF	ChiSq	-----Autocorrelations-----					
6	13.48	5	0.0193	-0.175	-0.351	-0.029	0.156	0.064	-0.167
12	15.46	11	0.1625	0.065	-0.005	-0.131	0.014	0.076	-0.002
18	17.03	17	0.4522	-0.106	0.044	0.038	0.001	-0.062	0.033
24	26.20	23	0.2914	0.210	-0.179	-0.051	0.021	0.132	-0.045
Model for variable zt									
Period(s) of Differencing						1,12			
No mean term in this model.									
Autoregressive Factors									
Factor 1: 1 + 0.52995 B**(1)									
Forecasts for variable zt									
Obs	Forecast	Std Error	95% Confidence Limits						
73	19712.1251	1661.8677	16454.9242	22969.3260					
74	18991.7196	1836.3059	15392.6262	22590.8130					
75	19562.8300	2220.1919	15211.3338	23914.3262					
76	23604.0933	2435.2311	18831.1281	28377.0585					
77	21394.9081	2685.3178	16131.7819	26658.0343					
78	20486.8539	2887.7537	14826.9607	26146.7472					
79	21690.1639	3089.8008	15634.2656	27746.0621					
80	16544.8890	3272.9371	10130.0501	22959.7278					
81	21457.3250	3449.6077	14696.2182	28218.4318					
82	21783.2137	3616.0139	14695.9566	28870.4708					
83	20902.2128	3775.9272	13501.5316	28302.8940					
84	21110.7432	3928.9122	13410.2167	28811.2697					
The ARIMA Procedure									
Outlier Detection Summary									
Maximum number searched						15			
Number found						15			
Significance used						0.05			

Outlier Details				
Obs	Type	Estimate	Approx Chi- Square	Prob> ChiSq
52	Additive	-3953.7	43.94	<.0001
10	Shift	-4292.5	22.09	<.0001
13	Shift	3432.6	15.81	<.0001
63	Additive	-2464.2	10.38	0.0013
7	Additive	-2088.0	7.89	0.0050
33	Additive	-1362.5	6.72	0.0095
45	Additive	-972.95846	4.22	0.0401
14	Shift	-1072.9	3.96	0.0466
69	Shift	1378.4	4.56	0.0328
56	Additive	-988.36570	6.21	0.0127
68	Additive	-1274.0	4.56	0.0327
4	Additive	1262.4	5.14	0.0234
8	Additive	-1260.8	5.12	0.0236
32	Additive	881.54578	5.01	0.0252
64	Additive	1236.1	4.85	0.0276
Tests for Normality				
Test	--Statistic---		-----p Value-----	
Shapiro-Wilk	W	0.916911	Pr < W	0.0006
Kolmogorov-Smirnov	D	0.132512	Pr > D	0.0107
Cramer-von Mises	W-Sq	0.242144	Pr > W-Sq	<0.0050
Anderson-Darling	A-Sq	1.403402	Pr > A-Sq	<0.0050

(iii). Syntax ARIMA (0,1,1) (0,1,0)¹²

```
data solar;
input zt;
datalines;
15389
14033
15344
.
.
.
20533
19653
19861
;
proc arima data=solar;
```

```
identify var=zt(1,12);
run;
estimate q=(1) noconstant method=ml;
forecast out=ramalan lead=12;
run;
outlier maxnum=20 alpha=0.05;
run;
proc univariate data=ramalan normal;
var residual;
run;
```

(iv). Output Syntax ARIMA (0,1,1) (0,1,0)¹²

The ARIMA Procedure									
Name of Variable = zt									
Period(s) of Differencing 1,12									
Mean of Working Series 1.949153									
Standard Deviation 1951.095									
Number of Observations 59									
Observation(s) eliminated by differencing 13									
Maximum Likelihood Estimation									
Standard Approx									
Parameter	Estimate	Error	t Value	Pr > t	Lag				
MA1,1	0.99995	45.10698	0.02	0.9823	1				
Variance Estimate		1899112							
Std Error Estimate		1378.083							
AIC		1025.475							
SBC		1027.552							
Number of Residuals		59							
Autocorrelation Check of Residuals									
To	Chi-	Pr >							
Lag	Square	DF	ChiSq	-----Autocorrelations-----					
6	3.31	5	0.6520	-0.016	0.067	0.033	0.151	0.089	-0.117
12	8.05	11	0.7088	0.016	-0.095	-0.185	-0.106	-0.070	-0.074
18	9.92	17	0.9067	-0.150	-0.015	-0.024	-0.010	0.000	0.024
24	18.55	23	0.7271	0.219	-0.115	0.073	0.020	0.159	-0.001
The ARIMA Procedure									
Model for variable zt									
Period(s) of Differencing 1,12									
No mean term in this model.									

Autocorrelation Check of Residuals									
To	Chi-	Pr >							
Lag	Square	DF	ChiSq	-----Autocorrelations-----					
6	3.31	5	0.6520	-0.016	0.067	0.033	0.151	0.089	-0.117
12	8.05	11	0.7088	0.016	-0.095	-0.185	-0.106	-0.070	-0.074
18	9.92	17	0.9067	-0.150	-0.015	-0.024	-0.010	0.000	0.024
24	18.55	23	0.7271	0.219	-0.115	0.073	0.020	0.159	-0.001

The ARIMA Procedure
Model for variable zt
Period(s) of Differencing 1,12
No mean term in this model.

Moving Average Factors
 Factor 1: 1 - 0.99995 B**(1)
 Forecasts for variable zt

Obs	Forecast	Std Error	95% Confidence Limits	
73	19518.4665	1378.0827	16817.4740	22219.4590
74	18494.4665	1378.0827	15793.4740	21195.4590
75	19226.4665	1378.0827	16525.4740	21927.4590
76	23182.4665	1378.0827	20481.4740	25883.4590
77	21018.4665	1378.0827	18317.4740	23719.4590
78	20086.4665	1378.0827	17385.4740	22787.4590
79	21302.4665	1378.0827	18601.4740	24003.4590
80	16150.4665	1378.0827	13449.4740	18851.4590
81	21066.4665	1378.0827	18365.4740	23767.4590
82	21390.4665	1378.0827	18689.4740	24091.4590
83	20510.4665	1378.0827	17809.4740	23211.4590
84	20718.4665	1378.0827	18017.4740	23419.4591

The ARIMA Procedure
 Outlier Detection Summary
 Maximum number searched 20
 Number found 17
 Significance used 0.05

Outlier Details

Approx			Chi-	Prob>
Obs	Type	Estimate	Square	ChiSq
64	Additive	4407.0	14.87	0.0001
10	Additive	-4256.9	16.87	<.0001
12	Additive	-3920.3	14.97	0.0001
63	Additive	-2596.0	8.37	0.0038
11	Additive	-2520.0	7.98	0.0047
33	Additive	-1641.0	7.36	0.0067
9	Additive	1914.9	5.87	0.0154
50	Additive	1311.0	5.72	0.0168
16	Additive	-1145.5	5.35	0.0207
60	Additive	-1014.5	4.46	0.0348
40	Additive	1014.0	7.70	0.0055
5	Additive	1268.0	5.04	0.0248
7	Additive	-1130.8	5.29	0.0215
15	Additive	-726.00001	4.02	0.0448
13	Additive	719.50000	4.54	0.0332
56	Additive	-705.50001	4.36	0.0367
68	Additive	-1665.5	11.95	0.0005

Tests for Normality				
Test	--Statistic--		-----p Value-----	
Shapiro-Wilk	W	0.911674	Pr < W	0.0004
Kolmogorov-Smirnov	D	0.129575	Pr > D	0.0150
Cramer-von Mises	W-Sq	0.211086	Pr > W-Sq	<0.0050
Anderson-Darling	A-Sq	1.365347	Pr > A-Sq	<0.0050

(v). Syntax ARIMA (3,1,0) (0,1,0)¹²

```
data solar;
input zt;
datalines;
15389
14033
15344
.
.
.
20533
19653
19861
;
proc arima data=solar;
identify var=zt(1,12);
run;
estimate p=(3) noconstant method=ml;
forecast out=ramalan lead=12;
run;
outlier maxnum=20 alpha=0.05;
run;
proc univariate data=ramalan normal;
var residual;
run;
```

(vi). Output Syntax ARIMA ([3],1,0) (0,1,0)¹²

The ARIMA Procedure	
Name of Variable = zt	
Period(s) of Differencing	1,12
Mean of Working Series	1.949153
Standard Deviation	1951.095
Number of Observations	59
Observation(s) eliminated by differencing	13

The ARIMA Procedure
Maximum Likelihood Estimation

Parameter	Standard Estimate	Error	Approx t Value	Pr > t	Lag
AR1,1	-0.07482	0.13141	-0.57	0.5691	3

Variance Estimate 3849007
Std Error Estimate 1961.889
AIC 1063.079
SBC 1065.157
Number of Residuals 59

Autocorrelation Check of Residuals

To Lag	Chi- Square	DF	Pr > ChiSq	-----Autocorrelations-----					
6	20.01	5	0.0012	-0.527	0.021	-0.016	0.064	0.066	-0.179
12	21.58	11	0.0279	0.124	-0.027	-0.066	0.022	0.021	0.032
18	23.65	17	0.1291	-0.105	0.076	-0.022	0.030	-0.023	-0.082
24	38.82	23	0.0208	0.257	-0.243	0.099	-0.080	0.133	-0.069

Model for variable zt
Period(s) of Differencing 1,12
No mean term in this model.

Autoregressive Factors
Factor 1: $1 + 0.07482 B^{**}(3)$

Forecasts for variable zt

Obs	Forecast	Std Error	95% Confidence Limits	
73	20318.8200	1961.8887	16473.5887	24164.0512
74	19342.7067	2774.5297	13904.7285	24780.6849
75	19993.8231	3398.0910	13333.6871	26653.9590
76	23947.2925	3852.4784	16396.5736	31498.0115
77	21779.7095	4258.6568	13432.8956	30126.5235
78	20853.7615	4629.3332	11780.4352	29927.0878
79	22069.9508	4976.4733	12316.2424	31823.6593
80	16918.2189	5300.9289	6528.5891	27307.8487
81	21833.7661	5606.6397	10844.9542	32822.5779
82	22157.7519	5896.2673	10601.2803	33714.2235
83	21277.7319	6172.3196	9180.2078	33375.2559
84	21485.7657	6436.5432	8870.3728	34101.1587

The ARIMA Procedure
Outlier Detection Summary
Maximum number searched 20
Number found 8
Significance used 0.05

Outlier Details					
Obs	Type	Estimate	Approx Chi- Square	Prob> ChiSq	
64	Additive	5950.0	44.52	<.0001	
9	Additive	4273.8	26.16	<.0001	
13	Shift	4381.9	13.75	0.0002	
33	Additive	-1626.9	7.98	0.0047	
10	Additive	-1861.2	5.22	0.0223	
52	Shift	-1786.2	6.53	0.0106	
45	Additive	-1137.9	6.31	0.0120	
32	Additive	1008.0	4.16	0.0413	
Tests for Normality					
Test		--Statistic---	-----p Value-----		
Shapiro-Wilk	W	0.894923	Pr < W	<0.0001	
Kolmogorov-Smirnov	D	0.132434	Pr > D	0.0108	
Cramer-von Mises	W-Sq	0.303619	Pr > W-Sq	<0.0050	
Anderson-Darling	A-Sq	1.834798	Pr > A-Sq	<0.0050	

(vii). Syntax ARIMA (0,1,[3]) (0,1,0)¹²

```
data solar;
input zt;
datalines;
15389
14033
15344
.
.
.
20533
19653
19861
;
proc arima data=solar;
identify var=zt(1,12);
run;
estimate q=(3) noconstant method=ml;
forecast out=ramalan lead=12;
run;
outlier maxnum=20 alpha=0.05;
```

```
run;
proc univariate data=ramalan normal;
var residual;
run;
```

(viii). Output Syntax ARIMA (0,1,[3]) (0,1,0)¹²

The ARIMA Procedure

Name of Variable = z_t

Period(s) of Differencing	1,12
Mean of Working Series	1.949153
Standard Deviation	1951.095
Number of Observations	59
Observation(s) eliminated by differencing	13

The ARIMA Procedure

Maximum Likelihood Estimation

	Standard		Approx		
Parameter	Estimate	Error	t Value	Pr > t	Lag
MA1,1	0.11539	0.13144	0.88	0.3800	3

Variance Estimate	3835799
Std Error Estimate	1958.52
AIC	1062.9
SBC	1064.977
Number of Residuals	59

Autocorrelation Check of Residuals

To Lag	Chi- Square	DF	Pr > ChiSq	-----Autocorrelations-----					
6	19.51	5	0.0015	-0.524	0.003	0.016	0.049	0.061	-0.173
12	21.10	11	0.0323	0.122	-0.023	-0.073	0.026	0.021	0.026
18	23.08	17	0.1466	-0.099	0.073	-0.024	0.036	-0.027	-0.081
24	37.39	23	0.0296	0.255	-0.238	0.094	-0.072	0.122	-0.062

Model for variable z_t

Period(s) of Differencing 1,12

No mean term in this model.

Moving Average Factors

Factor 1: 1 - 0.11539 B**(3)

Forecasts for variable zt					
Obs	Forecast	Std Error	95% Confidence Limits		
73	20318.8536	1958.5197	16480.2256	24157.4816	
74	19386.1286	2769.7651	13957.4888	24814.7684	
75	19969.5984	3392.2556	13320.8996	26618.2971	
76	23925.5984	3809.0747	16459.9492	31391.2476	
77	21761.5984	4184.5791	13559.9741	29963.2226	
78	20829.5984	4529.0566	11952.8105	29706.3863	
79	22045.5984	4849.1243	12541.4895	31549.7073	
80	16893.5984	5149.3357	6801.0859	26986.1109	
81	21809.5984	5432.9835	11161.1463	32458.0505	
82	22133.5984	5702.5400	10956.8254	33310.3714	
83	21253.5984	5959.9173	9572.3751	32934.8217	
84	21461.5984	6206.6308	9296.8255	33626.3713	
The ARIMA Procedure					
Outlier Detection Summary					
Maximum number searched			20		
Number found			8		
Significance used			0.05		
Outlier Details					
			Approx		
			Chi-	Prob>	
Obs	Type	Estimate	Square	ChiSq	
64	Additive	6002.2	50.60	<.0001	
9	Additive	4128.5	24.23	<.0001	
13	Shift	4296.0	13.14	0.0003	
33	Additive	-1607.3	8.72	0.0032	
10	Additive	-1916.5	6.20	0.0128	
52	Shift	-1802.4	6.30	0.0121	
45	Additive	-1124.6	6.08	0.0137	
32	Additive	994.31296	4.61	0.0318	
Tests for Normality					
Test	--Statistic--		-----p Value-----		
Shapiro-Wilk	W	0.894459	Pr < W	<0.0001	
Kolmogorov-Smirnov	D	0.137773	Pr > D	<0.0100	
Cramer-von Mises	W-Sq	0.306107	Pr > W-Sq	<0.0050	
Anderson-Darling	A-Sq	1.836558	Pr > A-Sq	<0.0050	

(ix). Syntax ARIMA (3,1,0) (0,1,0)¹²

```
data solar;
input zt;
datalines;
```

```

15389
14033
15344
.
.
.
20533
19653
19861
;
proc arima data=solar;
identify var=zt(1,12);
run;
estimate p=3 noconstant method=ml;
forecast out=ramalan lead=12;
run;
outlier maxnum=20 alpha=0.05;
run;
proc univariate data=ramalan normal;
var residual;
run;

```

(x). Output Syntax ARIMA (3,1,0) (0,1,0)¹²

```

The ARIMA Procedure
Name of Variable = zt
Period(s) of Differencing      1,12
Mean of Working Series         1.949153
Standard Deviation             1951.095
Number of Observations         59
Observation(s) eliminated by differencing 13

```

```

The ARIMA Procedure
Maximum Likelihood Estimation
Standard
Parameter  Estimate  Error  t Value  Pr > |t|  Lag
AR1,1      -0.81420  0.12519  -6.50    <.0001    1
AR1,2      -0.55458  0.14824  -3.74    0.0002    2
AR1,3      -0.32894  0.12501  -2.63    0.0085    3
Variance Estimate  2264857
Std Error Estimate  1504.944
AIC              1034.605
SBC              1040.837
Number of Residuals  59

```

Autocorrelation Check of Residuals									
To	Chi-	Pr >		-----Autocorrelations-----					
Lag	Square	DF	ChiSq						
6	3.64	3	0.3030	-0.073	-0.048	-0.094	-0.086	0.119	-0.132
12	5.80	9	0.7594	0.010	-0.109	-0.130	-0.033	-0.018	0.004
18	6.95	15	0.9589	-0.083	0.040	-0.028	0.057	0.029	0.031
24	13.36	21	0.8954	0.192	-0.159	0.021	-0.020	0.079	-0.017
Model for variable zt									
Period(s) of Differencing 1,12									
No mean term in this model.									
Autoregressive Factors									
Factor 1: 1 + 0.8142 B**(1) + 0.55458 B**(2) + 0.32894 B**(3)									
The ARIMA Procedure									
Forecasts for variable zt									
Obs	Forecast	Std Error	95% Confidence Limits						
73	19908.4590	1504.9442	16958.8225	22858.0954					
74	18802.0544	1530.6997	15801.9380	21802.1708					
75	19454.3923	1593.4221	16331.3424	22577.4423					
76	23644.8112	1668.3679	20374.8703	26914.7521					
77	21361.2318	1835.3586	17763.9951	24958.4685					
78	20422.7927	1892.6971	16713.1746	24132.4108					
79	21633.2434	1968.6799	17774.7018	25491.7851					
80	16528.6666	2045.6621	12519.2424	20538.0907					
81	21411.2501	2131.7946	17233.0095	25589.4907					
82	21737.9832	2196.7096	17432.5114	26043.4549					
83	20858.6909	2266.4306	16416.5686	25300.8133					
84	21075.5908	2334.4633	16500.1269	25651.0548					
Outlier Detection Summary									
Maximum number searched			20						
Number found			8						
Significance used			0.05						
Outlier Details									
			Approx						
			Chi-	Prob>					
Obs	Type	Estimate	Square	ChiSq					
64	Additive	5269.3	25.52	<.0001					
10	Shift	-2885.9	12.93	0.0003					
13	Shift	2750.3	13.00	0.0003					
63	Additive	-2260.6	8.11	0.0044					
33	Additive	-1497.8	9.57	0.0020					
4	Additive	2079.8	9.92	0.0016					
9	Additive	1636.1	6.71	0.0096					
19	Shift	906.54931	7.06	0.0079					

Tests for Normality				
Test	--Statistic---		-----p Value-----	
Shapiro-Wilk	W	0.922466	Pr < W	0.0011
Kolmogorov-Smirnov	D	0.119318	Pr > D	0.0360
Cramer-von Mises	W-Sq	0.139553	Pr > W-Sq	0.0333
Anderson-Darling	A-Sq	0.897753	Pr > A-Sq	0.0216

(xi). Syntax ARIMA (0,1,3) (0,1,0)¹²

```
data solar;
input zt;
datalines;
15389
14033
15344
.
.
.
20533
19653
19861
;
proc arima data=solar;
identify var=zt(1,12);
run;
estimate q=3 noconstant method=ml;
forecast out=ramalan lead=12;
run;
outlier maxnum=20 alpha=0.05;
run;
proc univariate data=ramalan normal;
var residual;
run;
```

(xii). Output Syntax ARIMA (0,1,3) (0,1,0)¹²

The ARIMA Procedure		
Name of Variable = zt		
Period(s) of Differencing	1,12	
Mean of Working Series	1.949153	
Standard Deviation	1951.095	
Number of Observations	59	
Observation(s) eliminated by differencing	13	

Maximum Likelihood Estimation									
		Standard		Approx					
Parameter		Estimate	Error	t Value	Pr > t	Lag			
MA1,1		1.00196	26.22332	0.04	0.9695	1			
MA1,2		-0.05720	0.18736	-0.31	0.7601	2			
MA1,3		0.05516	1.48091	0.04	0.9703	3			
Variance Estimate			1963044						
Std Error Estimate			1401.087						
AIC			1029.262						
SBC			1035.494						
Number of Residuals			59						
Autocorrelation Check of Residuals									
To	Chi-	Pr >							
Lag	Square	DF	ChiSq	-----Autocorrelations-----					
6	3.17	3	0.3655	-0.013	0.004	0.029	0.157	0.085	-0.122
12	7.44	9	0.5919	0.018	-0.085	-0.185	-0.096	-0.053	-0.069
18	9.22	15	0.8656	-0.146	-0.010	-0.015	-0.010	-0.008	0.032
24	17.51	21	0.6799	0.217	-0.117	0.052	0.026	0.157	-0.003
Model for variable zt									
Period(s) of Differencing 1,12									
No mean term in this model.									
Moving Average Factors									
Factor 1: 1 - 1.00196 B**(1) + 0.0572 B**(2) - 0.05516 B**(3)									
Forecasts for variable zt									
Obs	Forecast	Std Error	95% Confidence Limits						
73	19497.6539	1401.0867	16751.5744	22243.7335					
74	18535.9664	1401.0894	15789.8816	21282.0512					
75	19226.9158	1403.2260	16476.6433	21977.1882					
76	23182.9158	1403.2260	20432.6433	25933.1882					
77	21018.9158	1403.2260	18268.6433	23769.1882					
78	20086.9158	1403.2260	17336.6433	22837.1882					
79	21302.9158	1403.2260	18552.6433	24053.1882					
80	16150.9158	1403.2260	13400.6433	18901.1883					
81	21066.9158	1403.2260	18316.6432	23817.1883					
82	21390.9158	1403.2261	18640.6432	24141.1883					
83	20510.9158	1403.2261	17760.6432	23261.1883					
84	20718.9158	1403.2261	17968.6432	23469.1883					
Outlier Detection Summary									
Maximum number searched				20					
Number found				16					
Significance used				0.05					

Outlier Details			Approx	
Obs	Type	Estimate	Chi-Square	Prob> ChiSq
64	Additive	4509.8	16.33	<.0001
10	Additive	-3996.1	14.66	0.0001
12	Additive	-3874.1	14.27	0.0002
11	Additive	-2700.6	9.05	0.0026
63	Additive	-2555.9	8.27	0.0040
33	Additive	-1596.9	6.68	0.0098
9	Additive	1970.7	6.12	0.0134
50	Additive	1334.3	5.71	0.0168
4	Additive	1603.3	4.70	0.0301
40	Additive	1026.4	6.10	0.0136
19	Shift	470.86934	5.15	0.0232
60	Additive	-990.30466	4.53	0.0332
13	Additive	963.67271	4.41	0.0357
5	Additive	1221.3	5.69	0.0170
69	Additive	1027.1	3.87	0.0492
57	Additive	892.02441	6.05	0.0139
Tests for Normality				
Test	--Statistic---		-----p Value-----	
Shapiro-Wilk	W	0.917727	Pr < W	0.0007
Kolmogorov-Smirnov	D	0.125377	Pr > D	0.0211
Cramer-von Mises	W-Sq	0.193181	Pr > W-Sq	0.0063
Anderson-Darling	A-Sq	1.250589	Pr > A-Sq	<0.0050

(xiii). Syntax Deteksi Outlier ARIMA (3,1,0) (0,1,0)¹²

```
data solar;
input zt;
datalines;
15389
14033
15344
16343
16634
15162
15980
16252
15320
13207
```

14057
13207
16898
14273
15643
15433
16068
16032
17794
17837
14086
18177
17226
17775
16968
15519
17394
16814
17152
17117
18388
18062
13501
18283
17478
18211
17386
15961
18872
17988
18467
18172
19780
17202
16198
19370
18554
18642
18038

```

18110
20274
17134
19518
19254
19924
15542
18574
19350
19110
18237
18661
17637
18369
22325
20161
19229
20445
15293
20209
20533
19653
19861
.
.
.
.
.
.
.
.
.
.
.
.
.
.
.
;
data solar;
set solar;
if _n_=64 then AO64 =1; else AO64 =0;
```

```

if _n_=63 then AO63 =1; else AO63 =0;
if _n_=33 then AO33 =1; else AO33 =0;
if _n_>=19 then LS19 =1; else LS19 =0;
if _n_>=13 then LS13 =1; else LS13 =0;
if _n_>=10 then LS10 =1; else LS10 =0;
if _n_=9 then AO9 =1; else AO9 =0;
if _n_=4 then AO4 =1; else AO4 =0;
run;
proc arima data=solar;
identify var=zt(1,12) crosscorr=(AO64(1,12) AO63(1,12) AO33(1,12)
LS19(1,12) LS13(1,12) LS10(1,12) AO9(1,12) AO4(1,12)) nlag=24;
run;
estimate p=(1,2,3) input=(AO64 AO63 AO33 LS19 LS13 LS10 AO9
AO4) noconstant method=ml;
run;
outlier maxnum=10 alpha=0.05;
run;
forecast out=ramalan lead=12;
run;
proc univariate data=ramalan normal;
var residual;
run;

```

(xiv). Output Syntax Deteksi Outlier ARIMA (3,1,0) (0,1,0)¹²

The ARIMA Procedure							
Name of Variable = zt							
Period(s) of Differencing		1,12					
Mean of Working Series		1.949153					
Standard Deviation		1951.095					
Number of Observations		59					
Observation(s) eliminated by differencing		13					
The ARIMA Procedure							
Maximum Likelihood Estimation							
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t	Lag	Variable	Shift
AR1,1	-1.09904	0.12240	-8.98	<.0001	1	zt	0
AR1,2	-0.88449	0.15573	-5.68	<.0001	2	zt	0
AR1,3	-0.54166	0.12115	-4.47	<.0001	3	zt	0
NUM1	5445.4	663.49507	8.21	<.0001	0	AO64	0
NUM2	-2467.9	664.18691	-3.72	0.0002	0	AO63	0

NUM3	-1151.3	480.31439	-2.40	0.0165	0	AO33	0		
NUM4	1011.7	366.98983	2.76	0.0058	0	LS19	0		
NUM5	2840.8	446.81803	6.36	<.0001	0	LS13	0		
NUM6	-2423.4	474.55965	-5.11	<.0001	0	LS10	0		
NUM7	1948.2	767.47046	2.54	0.0111	0	AO9	0		
NUM8	2160.0	789.29228	2.74	0.0062	0	AO4	0		
Variance Estimate				626321.9					
Std Error Estimate				791.405					
AIC				966.6693					
SBC				989.5222					
Number of Residuals				59					
Autocorrelation Check of Residuals									
To	Chi-Square	Pr >							
Lag	DF	ChiSq	-----Autocorrelations-----						
6	1.14	3	0.7685	-0.006	-0.009	0.022	-0.026	-0.123	-0.025
12	5.44	9	0.7943	-0.015	0.098	0.111	-0.044	-0.003	0.184
18	14.98	15	0.4528	-0.162	-0.141	-0.133	-0.192	-0.108	0.064
24	17.24	21	0.6966	0.110	-0.074	0.014	-0.075	-0.006	0.029
Model for variable zt									
Period(s) of Differencing								1,12	
No mean term in this model.									
Autoregressive Factors									
Factor 1: 1 + 1.09904 B**(1) + 0.88449 B**(2) + 0.54166 B**(3)									
The ARIMA Procedure									
Forecasts for variable zt									
Obs	Forecast	Std Error	95% Confidence Limits						
73	19907.8381	791.4050	18356.7128 21458.9634						
74	18688.8832	795.2772	17130.1686 20247.5978						
75	21851.0912	814.8582	20253.9986 23448.1839						
76	18311.9403	848.6003	16648.7143 19975.1663						
77	21272.7175	945.2710	19420.0204 23125.4146						
78	20343.6702	945.6857	18490.1603 22197.1801						
79	21613.5295	981.8365	19689.1654 23537.8937						
80	16573.3940	1013.4011	14587.1643 18559.6237						
81	21317.2128	1047.9700	19263.2292 23371.1963						
82	21702.3309	1056.3848	19631.8546 23772.8072						
83	20846.8596	1091.1184	18708.3068 22985.4125						
84	21067.1066	1114.8801	18881.9817 23252.2315						
Tests for Normality									
Test	--Statistic--		-----p Value-----						
Shapiro-Wilk	W		0.956649	Pr < W		0.0346			
Kolmogorov-Smirnov	D		0.087171	Pr > D		>0.1500			
Cramer-von Mises	W-Sq		0.096437	Pr > W-Sq		0.1259			
Anderson-Darling	A-Sq		0.66195	Pr > A-Sq		0.0836			


```

47248 61 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0
44840 62 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0
49160 63 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0
48880 64 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0
50280 65 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0
47832 66 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0
47944 67 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0
45320 68 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 1
47400 69 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0
50832 70 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0
48256 71 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0
49096 72 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0
.      73 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0
.      74 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0
.      75 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0
.      76 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0
.      77 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0
.      78 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0
.      79 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 1
.      80 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0
.      81 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0
.      82 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0
.      83 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0
.      84 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0
;
data premium;
set premium;
run;
proc arima data=premium;
identify var=zt crosscorr=(t D1 D2 D3 D4 D5 D6 D7 D8 D9 D10 D11 D12 DLt) nlag=24;
run;
estimate p=(1,3) input=(t D1 D2 D3 D4 D5 D6 D7 D8 D9 D10 D11 D12 DLt) noconstant
method=ml;
run;
forecast out=ramalan lead=12;
run;
outlier maxnum=10 alpha=0.05;
run;
proc univariate data = ramalan normal;
var residual;
run;

```

(ii). Output Syntax Dummy ARIMAX ([1,3],0,1) (0,1,0)¹²

```

The ARIMA Procedure
Name of Variable = zt
Mean of Working Series  43150.53
Standard Deviation      4398.581
Number of Observations  72

```

The ARIMA Procedure									
Maximum Likelihood Estimation									
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr > t	Lag	Variable	Shift		
AR1,1	0.29412	0.11613	2.53	0.0113	1	zt	0		
AR1,2	0.38131	0.11866	3.21	0.0013	3	zt	0		
NUM1	174.30948	18.72742	9.31	<.0001	0	t	0		
NUM2	36422.4	899.06740	40.51	<.0001	0	D1	0		
NUM3	33460.0	903.58489	37.03	<.0001	0	D2	0		
NUM4	37804.2	912.29609	41.44	<.0001	0	D3	0		
NUM5	36126.3	916.44852	39.42	<.0001	0	D4	0		
NUM6	38484.5	922.20569	41.73	<.0001	0	D5	0		
NUM7	35937.6	928.69645	38.70	<.0001	0	D6	0		
NUM8	37764.5	932.72603	40.49	<.0001	0	D7	0		
NUM9	37402.7	980.85538	38.13	<.0001	0	D8	0		
NUM10	36573.5	962.66099	37.99	<.0001	0	D9	0		
NUM11	39235.3	946.02464	41.47	<.0001	0	D10	0		
NUM12	36999.0	949.97592	38.95	<.0001	0	D11	0		
NUM13	37769.9	951.80466	39.68	<.0001	0	D12	0		
NUM14	-2786.9	548.62136	-5.08	<.0001	0	DLt	0		
Variance Estimate				1565529					
Std Error Estimate				1251.211					
AIC				1245.898					
SBC				1282.325					
Number of Residuals				72					
Autocorrelation Check of Residual									
To Lag	Chi-Square	Pr > DF	ChiSq	-----Autocorrelations-----					
6	1.30	4	0.8613	-0.009	-0.018	0.030	0.007	0.123	0.006
12	7.66	10	0.6622	-0.000	0.111	-0.028	-0.156	0.054	-0.181
18	10.56	16	0.8357	-0.034	-0.071	0.098	0.024	-0.009	-0.118
24	15.15	22	0.8558	0.025	0.053	-0.152	0.108	-0.051	-0.052
Model for variable zt									
No mean term in this model.									
Autoregressive Factors									
Factor 1: 1 - 0.29412 B**(1) - 0.38131 B**(3)									
Forecasts for variable zt									
Obs	Forecast	Std Error	95% Confidence Limits						
73	48556.2951	1251.2111	46103.9664	51008.6238					
74	45758.4262	1304.2076	43202.2262	48314.6262					
75	50233.9842	1308.6913	47668.9964	52798.9721					
76	48959.3658	1404.1698	46207.2436	51711.4880					
77	51555.4252	1433.8067	48745.2157	54365.6348					

78	49185.2390	1439.3826	46364.1010	52006.3770
79	48487.5062	1457.8473	45630.1780	51344.8345
80	51136.9988	1468.7485	48258.3046	54015.6929
81	50497.7542	1472.2032	47612.2889	53383.2196
82	53372.0719	1476.9121	50477.3775	56266.7663
83	51340.4125	1480.4832	48438.7187	54242.1062
84	52300.4246	1482.0746	49395.6119	55205.2374

The ARIMA Procedure
Outlier Detection Summary

Maximum number searched	10
Number found	4
Significance used	0.05

Tests for Normality

Test	--Statistic---	-----p Value-----
Shapiro-Wilk	W 0.983589	Pr < W 0.4714
Kolmogorov-Smirnov	D 0.057879	Pr > D >0.1500
Cramer-von Mises	W-Sq 0.034556	Pr > W-Sq >0.2500
Anderson-Darling	A-Sq 0.251981	Pr > A-Sq >0.2500

(iii). Syntax Dummy ARIMAX (0,1,[1,3]) (0,1,0)¹²

```
Data premium;
input zt t D1 D2 D3 D4 D5 D6 D7 D8 D9 D10 D11 D12 DLt;
datalines;
37527 1 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0
35395 2 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0
37627 3 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0
38619 4 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0
41244 5 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0
36452 6 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0
40808 7 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0
39176 8 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0
39273 9 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0
37756 10 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 1
35287 11 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0
39217 12 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0
39463 13 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0
34108 14 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0
38402 15 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0
36754 16 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0
38933 17 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0
38994 18 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0
39303 19 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0
40013 20 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0
37899 21 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 1
42775 22 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0
40676 23 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0
```



```

.      73  1  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0
.      74  0  1  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0
.      75  0  0  1  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0
.      76  0  0  0  1  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0
.      77  0  0  0  0  1  0  0  0  0  0  0  0  0  0
.      78  0  0  0  0  0  1  0  0  0  0  0  0  0  0
.      79  0  0  0  0  0  0  1  0  0  0  0  0  1  0
.      80  0  0  0  0  0  0  0  1  0  0  0  0  0  0
.      81  0  0  0  0  0  0  0  0  1  0  0  0  0  0
.      82  0  0  0  0  0  0  0  0  0  1  0  0  0  0
.      83  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  1  0  0  0
.      84  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  1  0  0
;
data premium;
set premium;
run;
proc arima data=premium;
identify var=zt crosscorr=(t D1 D2 D3 D4 D5 D6 D7 D8 D9 D10 D11 D12 DLt) nlag=24;
run;
estimate q=(1,3) input=(t D1 D2 D3 D4 D5 D6 D7 D8 D9 D10 D11 D12 DLt) noconstant
method=ml;
run;
forecast out=ramalan lead=12;
run;
outlier maxnum=10 alpha=0.05;
run;
proc univariate data = ramalan normal;
var residual;
run;

```

(iv). Output Syntax Dummy ARIMAX (0,1,[1,3]) (0,1,0)¹²

Name of Variable = zt							
Mean of Working Series 43150.53							
Standard Deviation 4398.581							
Number of Observations 72							
The ARIMA Procedure							
Maximum Likelihood Estimation							
		Standard		Approx			
Parameter	Estimate	Error	t Value	Pr > t	Lag	Variable	Shift
MA1,1	-0.26117	0.11753	-2.22	0.0263	1	zt	0
MA1,2	-0.44460	0.12798	-3.47	0.0005	3	zt	0
NUM1	183.27019	11.97585	15.30	<.0001	0	t	0
NUM2	36255.3	700.20468	51.78	<.0001	0	D1	0
NUM3	33181.0	703.34358	47.18	<.0001	0	D2	0
NUM4	37566.1	709.74673	52.93	<.0001	0	D3	0
NUM5	35872.6	711.99402	50.38	<.0001	0	D4	0

NUM6	38209.6	718.71975	53.16	<.0001	0	D5	0
NUM7	35651.9	725.88239	49.12	<.0001	0	D6	0
NUM8	37429.8	732.98171	51.07	<.0001	0	D7	0
NUM9	37257.0	787.59109	47.31	<.0001	0	D8	0
NUM10	36364.9	767.38583	47.39	<.0001	0	D9	0
NUM11	38905.3	743.98037	52.29	<.0001	0	D10	0
NUM12	36630.3	747.39545	49.01	<.0001	0	D11	0
NUM13	37401.1	746.91691	50.07	<.0001	0	D12	0
NUM14	-3200.9	549.42304	-5.83	<.0001	0	DLt	0

Variance Estimate 1635435
Std Error Estimate 1278.841
AIC 1249.226
SBC 1285.653
Number of Residuals 72
Autocorrelation Check of Residuals

To Lag	Chi- Square	Pr > DF	ChiSq	-----Autocorrelations-----					
6	4.86	4	0.3022	0.053	0.082	0.037	0.174	0.124	0.073
12	10.47	10	0.4005	-0.001	0.051	0.013	-0.146	0.047	-0.194
18	14.90	16	0.5323	-0.063	-0.106	0.071	-0.013	-0.033	-0.157
24	18.52	22	0.6746	-0.016	0.019	-0.138	0.039	-0.065	-0.092

Model for variable zt
No mean term in this model.
Moving Average Factors

Factor 1: $1 + 0.26117 B^{**}(1) + 0.4446 B^{**}(3)$

Forecasts for variable zt

Obs	Forecast	Std Error	95% Confidence Limits	
73	49696.2575	1278.8412	47189.7747	52202.7403
74	46202.2209	1321.7356	43611.6667	48792.7751
75	51055.7355	1321.7356	48465.1812	53646.2897
76	49801.1810	1438.8399	46981.1066	52621.2555
77	52321.3553	1438.8399	49501.2808	55141.4297
78	49947.0025	1438.8399	47126.9280	52767.0769
79	48707.3155	1438.8399	45887.2411	51527.3899
80	51918.6208	1438.8399	49098.5464	54738.6952
81	51209.7946	1438.8399	48389.7202	54029.8691
82	53933.4449	1438.8399	51113.3704	56753.5193
83	51841.7440	1438.8399	49021.6696	54661.8184
84	52795.7471	1438.8399	49975.6727	55615.8216

Outlier Detection Summary				
Maximum number searched		10		
Number found		3		
Significance used		0.05		
Outlier Details				
Obs	Type	Estimate	Approx	
			Chi-Square	Prob>ChiSq
11	Additive	-2437.3	5.77	0.0163
67	Shift	-1630.5	5.90	0.0151
47	Shift	802.45652	5.05	0.0246
Tests for Normality				
Test	--Statistic---		-----p Value-----	
Shapiro-Wilk	W	0.990924	Pr < W	0.8884
Kolmogorov-Smirnov	D	0.066312	Pr > D	>0.1500
Cramer-von Mises	W-Sq	0.028124	Pr > W-Sq	>0.2500
Anderson-Darling	A-Sq	0.212691	Pr > A-Sq	>0.2500

b. Solar

Regression Analysis: Solar_In Sample versus t; D1t; ...

The regression equation is

$$\begin{aligned} \text{Solar_In Sample} = & 68,7 \text{ t} + 15093 \text{ D1t} + 13723 \text{ D2t} + 15381 \text{ D3t} + 15336 \text{ D4t} \\ & + 15594 \text{ D5t} + 15020 \text{ D6t} + 16175 \text{ D7t} + 15729 \text{ D8t} + 14729 \text{ D9t} \\ & + 15952 \text{ D10t} + 14862 \text{ D11t} + 14769 \text{ D12t} - 3285 \text{ DLt} \end{aligned}$$

Predictor	Coef	SE Coef	T	P
Noconstant				
t	68,733	5,243	13,11	0,000
D1t	15092,6	406,2	37,16	0,000
D2t	13722,7	408,3	33,61	0,000
D3t	15381,1	410,5	37,47	0,000
D4t	15335,9	412,7	37,16	0,000
D5t	15594,3	415,0	37,57	0,000
D6t	15019,9	417,4	35,99	0,000
D7t	16175,4	419,8	38,53	0,000
D8t	15728,7	484,7	32,45	0,000
D9t	14729,1	453,4	32,49	0,000
D10t	15951,5	434,6	36,71	0,000
D11t	14861,6	429,9	34,57	0,000
D12t	14768,7	432,5	34,15	0,000
DLt	-3285,2	476,2	-6,90	0,000

S = 911,808

Analysis of Variance

Source	DF	SS	MS	F	P
Regression	14	22101889949	1578706425	1898,87	0,000
Residual Error	58	48220859	831394		
Total	72	22150110808			

Pemilihan Model Terbaik dan Peramalan

1. Premium

(i) Syntax ARIMA (0,1,1) (0,1,0)¹²

```
data premium;
input zt;
datalines;
37527
35395
37627
.
.
.
53112
48440
44240
;
proc arima data=premium;
identify var=zt(1,12);
run;
estimate q=(1) noconstant method=ml;
forecast out=ramalan lead=12;
run;
outlier maxnum=5 alpha=0,05;
proc print data=ramalan;
run;
proc univariate data=ramalan normal;
var residual;
run;
```

(ii) Output Syntax ARIMA (0,1,1) (0,1,0)¹²

The ARIMA Procedure	
Name of Variable = zt	
Period(s) of Differencing	1,12
Mean of Working Series	-95.662
Standard Deviation	2280.409
Number of Observations	71
Observation(s) eliminated by differencing	13

The ARIMA Procedure
Maximum Likelihood Estimation
Standard Approx

Parameter	Estimate	Error	t Value	Pr > t	Lag
MA1,1	0.69379	0.09150	7.58	<.0001	1

Variance Estimate 3879851
Std Error Estimate 1969.734
AIC 1280.301
SBC 1282.564
Number of Residuals 71

Autocorrelation Check of Residuals

To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	-----Autocorrelations-----					
6	0.93	5	0.9677	0.047	-0.016	-0.051	-0.034	0.064	-0.043
12	7.59	11	0.7495	-0.039	0.082	-0.057	-0.109	0.010	-0.231
18	10.31	17	0.8901	-0.000	-0.019	-0.035	0.137	0.051	-0.075
24	14.67	23	0.9061	0.099	-0.101	-0.003	0.118	0.085	0.026

Model for variable zt
Period(s) of Differencing 1,12
No mean term in this model.
Moving Average Factors

Factor 1: 1 - 0.69379 B**(1)

Forecasts for variable zt

Obs	Forecast	Std Error	95% Confidence Limits	
85	46701.7164	1969.7337	42841.1094	50562.3234
86	42917.7164	2060.0123	38880.1665	46955.2663
87	48493.7164	2146.4973	44286.6590	52700.7737
88	46493.7164	2229.6301	42123.7216	50863.7111
89	48789.7164	2309.7728	44262.6449	53316.7879
90	47765.7164	2387.2265	43086.8384	52444.5944
91	45469.7164	2462.2450	40643.8049	50295.6279
92	47357.7164	2535.0444	42389.1206	52326.3122
93	50077.7164	2605.8109	44970.4210	55185.0118
94	52413.7164	2674.7056	47171.3897	57656.0431
95	47741.7164	2741.8698	42367.7503	53115.6825
96	43541.7164	2807.4277	38039.2593	49044.1735

Tests for Normality

Test	--Statistic---	----p Value-----
Shapiro-Wilk	W 0.984964	Pr < W 0.5570
Kolmogorov-Smirnov	D 0.056814	Pr > D >0.1500
Cramer-von Mises	W-Sq 0.039262	Pr > W-Sq >0.2500
Anderson-Darling	A-Sq 0.326467	Pr > A-Sq >0.2500

b.Solar

Regression Analysis: Solar versus t_1; D1t_1; ...

The regression equation is

$$\begin{aligned}\text{Solar} = & 54,6 \text{ t}_1 + 15339 \text{ D1t}_1 + 14077 \text{ D2t}_1 + 15717 \text{ D3t}_1 + 15637 \text{ D4t}_1 \\ & + 16037 \text{ D5t}_1 + 15463 \text{ D6t}_1 + 16507 \text{ D7t}_1 + 15932 \text{ D8t}_1 + 15373 \text{ D9t}_1 \\ & + 16435 \text{ D10t}_1 + 15311 \text{ D11t}_1 + 15065 \text{ D12t}_1 - 3326 \text{ DLt}_1\end{aligned}$$

Predictor	Coef	SE Coef	T	P
Noconstant				
t_1	54,614	4,557	11,99	0,000
D1t_1	15339,4	414,6	36,99	0,000
D2t_1	14077,0	416,5	33,80	0,000
D3t_1	15717,3	418,4	37,56	0,000
D4t_1	15637,0	420,4	37,20	0,000
D5t_1	16037,4	422,4	37,97	0,000
D6t_1	15462,5	424,4	36,43	0,000
D7t_1	16507,2	431,4	38,26	0,000
D8t_1	15931,7	470,8	33,84	0,000
D9t_1	15372,8	449,9	34,17	0,000
D10t_1	16435,0	437,8	37,54	0,000
D11t_1	15310,6	435,2	35,18	0,000
D12t_1	15065,0	437,4	34,44	0,000
DLt_1	-3326,4	454,8	-7,31	0,000

S = 1002,28

Analysis of Variance

Source	DF	SS	MS	F	P
Regression	14	26308368129	1879169152	1870,64	0,000
Residual Error	70	70319030	1004558		
Total	84	26378687159			

“Halaman ini sengaja dikosongkan”

BIODATA PENULIS



Uzlifatus Syarifah, penulis yang dilahirkan di Kota Surabaya pada tanggal 7 Januari 1992 mempunyai motto hidup **“Bangkitlah dari Kelemahan dan Kekuranganmu.”**

Penulis merupakan anak kedua dari empat bersaudara. Riwayat pendidikan penulis ditempuh di SD Muhammadiyah 4 Surabaya, SMP Negeri 6 Surabaya, SMA Negeri 9 Surabaya, DIII Statistika

ITS Surabaya, dan S1 Statistika ITS Surabaya. Penulis cukup aktif dalam organisasi dan mengikuti pelatihan maupun seminar, pada tahun ke-2 sebagai mahasiswa di ITS, penulis tergabung dalam HIMASTA ITS sebagai staff HRD divisi PST, dan masih banyak lagi kegiatan yang dilakukan selama di perkuliahan sampai tahun ke-3. Penulis juga pernah menjadi asisten dosen untuk Mata Kuliah Statistik Non Parametrik. Apabila pembaca ingin berdiskusi mengenai laporan Tugas Akhir ini, penulis dapat dihubungi melalui email : uzlifatussyarifah@yahoo.com atau 085648072992.

Analisis Peramalan Penjualan Premium dan Solar di PT. Pertamina (Persero) Regional V Surabaya Menggunakan Metode ARIMAX dan Regresi Time Series

¹Uzlifatus Syarifah dan ²Kartika Fitriyasari

Jurusan Statistika, Fakultas MIPA, Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS)

Jl. Arief Rahman Hakim, Surabaya 60111 Indonesia

e-mail: ¹syarifah.uzlifatus10@mhs.statistika.its.ac.id, ²kartika_f@statistika.its.ac.id

Abstrak—Peningkatan volume kendaraan yang diproduksi menyatakan semakin banyak tingkat kebutuhan BBM untuk pengguna kendaraan bermotor setiap hari, khususnya wilayah Surabaya yang mendominasi kendaraan roda dua maupun roda empat. Jumlah kendaraan naik sebanyak 200.000 kendaraan tiap tahunnya [4]. Seiring banyaknya aktivitas yang dilakukan manusia setiap hari membuat kebutuhan bahan bakar semakin meningkat, terutama bagi masyarakat perkotaan sebagai contoh kota Surabaya yang memiliki tingkat mobilitas tinggi dimana seringkali terjadi keterlambatan pendistribusian yang mengakibatkan kelangkaan premium dan solar yang penjualannya tinggi dan sifatnya fluktuatif, maka permasalahannya adalah bagaimana menentukan dan mendapatkan model yang sesuai untuk meramalkan volume penjualan premium dan solar pada tahun 2015 menggunakan metode ARIMA, ARIMAX, dan Regresi Time Series dengan melihat karakteristik penjualan premium dan solar tahun 2008-2014 pada tampilan Dashboard. Variabel yang digunakan yaitu volume penjualan premium dan solar. Berdasarkan kriteria model terbaik diperoleh kesimpulan bahwa metode yang sesuai adalah model ARIMA (0,1,1) (0,1,0)¹² untuk meramalkan penjualan premium. Sedangkan untuk meramalkan solar metode yang sesuai adalah model Regresi Time Series.

Kata Kunci—ARIMA, ARIMAX, BBM, Regresi Time Series.

I. PENDAHULUAN

Peningkatan volume kendaraan yang diproduksi menyatakan semakin banyak tingkat kebutuhan bahan bakar minyak untuk pengguna kendaraan bermotor khususnya wilayah Surabaya yang mendominasi kendaraan roda dua maupun roda empat. Seringkali terjadi keterlambatan pendistribusian yang mengakibatkan kelangkaan seiring banyaknya kebutuhan BBM. Bahan bakar merupakan kebutuhan utama untuk transportasi khususnya sepeda motor maupun mobil. Jumlah kendaraan bermotor naik sebesar 200.000 unit kendaraan tiap tahunnya [4]. Tingginya tingkat kendaraan bermotor dan untuk mengatasi kelangkaan pasokan BBM setiap bulannya dimana PT. Pertamina (Persero) Regional V Surabaya merupakan perusahaan minyak dan gas bumi yang dimiliki Pemerintah untuk mengoptimalkan kebutuhan konsumen agar terpenuhi. Oleh karena itu, diperlukan informasi dan ramalan kebutuhan BBM secara akurat. Selain itu juga harus mempertimbangkan dalam memenuhi persediaan untuk pengambilan keputusan kebijakan yang dilakukan perusahaan untuk meningkatkan efisiensi. Terutama untuk produk BBM jenis premium dan solar yaitu produk BBM yang dihasilkan PT. Pertamina (Persero) Regional V Surabaya dengan jumlah permintaan kebutuhan tertinggi,

untuk itu penelitian ini lebih difokuskan pada premium dan solar. Karena penjualan sifatnya yang tidak mudah diprediksi dan fluktuatif maka analisis yang tepat digunakan yaitu menggunakan metode peramalan dimana salah satunya metode ARIMAX dimana perluasan dari model ARIMA yang dapat menangani kasus *outlier* [2]. Sedangkan untuk melihat karakteristik penjualan premium dan solar di PT. Pertamina (Persero) Regional V Surabaya menggunakan statistika deskriptif dengan tampilan dashboard dimana membahas tentang rangkuman sekumpulan data yang mudah dibaca dan cepat memberikan informasi yang disajikan dalam bentuk tabel maupun grafik.

Ada beberapa penelitian mengenai peramalan volume pendistribusian BBM di PT. Pertamina (Persero) Unit Pemasaran III Jakarta [11]. Penelitian mengenai peramalan kebutuhan premium dengan metode Arimax untuk optimasi persediaan di wilayah TBBM Madiun didapatkan hasil perbandingan kedua model peramalan menunjukkan bahwa RMSE data *in-sample* maupun data *out-sample* untuk model ARIMAX dengan efek kalender variasi bernilai lebih kecil daripada model ARIMA bahwa model yang lebih baik untuk peramalan kebutuhan premium di wilayah TBBM Madiun adalah model ARIMAX dengan efek variasi kalender [3]. Penelitian dengan meramalkan beban listrik berbasis Regresi Time Series, ARIMAX, dan Neural Network didapatkan kesimpulan ARIMAX mempunyai nilai MAPE yang relatif lebih kecil untuk peramalan 1 sampai 6 hari kedepan, dengan demikian model peramalan berbasis ARIMAX ini cukup baik untuk digunakan sampai 6 hari kedepan [10]. Penelitian dengan membandingkan metode Time Series Regression dan Arimax pada pemodelan data penjualan pakaian di Boyolali didapatkan kesimpulan bahwa perbandingan metode yang dilakukan untuk menentukan model terbaik adalah metode Time Series Regression dengan nilai RMSE paling kecil [9]. Penelitian mengenai analisis peramalan penjualan sepeda motor di Kabupaten Ngawi dengan metode ARIMA dan ARIMAX dari hasil perbandingan kedua model peramalan menunjukkan bahwa MAPE untuk data penjualan sepeda motor jenis *cub*, *matic*, dan *sport* pada model ARIMAX bernilai lebih kecil daripada model ARIMA [12].

Penelitian ini diharapkan dapat memberikan masukan atau saran mengenai peramalan kebutuhan yang dapat digunakan sebagai informasi yang diberikan melalui analisis peramalan dan dashboard agar PT. Pertamina Regional V Surabaya dapat meningkatkan efisiensi dan mengurangi kelangkaan premium dan solar yang terjadi.

II. TINJAUAN PUSTAKA

A. Konsep Dasar Time Series

Peramalan merupakan dugaan atau perkiraan suatu peristiwa di masa mendatang atau dapat diartikan sebagai serangkaian pengamatan terhadap suatu variabel yang diambil dari waktu ke waktu dan dicatat secara berurutan menurut urutan waktu kejadian dengan interval waktu yang tetap dimana setiap pengamatan dinyatakan sebagai variabel random Z_t yang didapatkan berdasarkan indeks waktu tertentu sebagai urutan waktu pengamatan [13]. Secara umum, tujuan dari analisis *time series* adalah untuk menemukan bentuk pola dari data di masa lalu dan melakukan peramalan terhadap sifat-sifat dari data di masa yang akan datang. Pada saat $t_1, t_2, t_3, \dots, t_n$ pengamatan suatu deret berkala membentuk suatu deret dan mempunyai variabel random $Z_{t_1}, Z_{t_2}, Z_{t_3}, \dots, Z_{t_n}$ dengan fungsi distribusi bersama adalah $F(Z_{t_1}, Z_{t_2}, Z_{t_3}, \dots, Z_{t_n})$.

Dalam analisis *time series*, data pengamatan yang disimbolkan dengan Z_t disyaratkan mengikuti proses stokastik. Proses stokastik adalah suatu kelompok data berdasarkan waktu yang tersusun oleh variabel random $Z(\omega, t)$ dimana ω adalah ruang sampel dan t adalah indeks waktu [13].

B. Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)

Model ARIMA (p, d, q) merupakan model runtun waktu ARMA (p, q) yang memperoleh *differencing* sebanyak d [2]. Bentuk persamaan model ARIMA adalah sebagai berikut :

$$\phi_p(B)(1-B)^d \hat{Z}_t = \theta_0 + \theta_q(B)a_t, \quad (1)$$

$$(1 - \phi_1 B - \dots - \phi_p B^p)(1-B)^d Z_t = \theta_0 + (1 - \theta_1 B - \dots - \theta_q B^q)a_t, \quad (2)$$

dimana, fungsi orde p dari AR yang telah stationer :

$$\phi_p(B) = (1 - \phi_1 B - \dots - \phi_p B^p), \quad (3)$$

dan fungsi orde q dari MA yang telah stationer :

$$\theta_q(B) = (1 - \theta_1 B - \dots - \theta_q B^q), \quad (4)$$

sedangkan model ARIMA dengan pengaruh *seasonal* dinyatakan sebagai berikut :

$$\phi_p(B) \Phi_p(B^s)(1-B)^d(1-B^s)^D Z_t = \theta_q(B) \Theta_q(B^s)a_t. \quad (5)$$

C. Identifikasi Outlier

Suatu observasi dalam serangkaian data disebut sebagai *outlier* saat observasi tersebut teridentifikasi berbeda dengan observasi yang lain. Terdapatnya *outlier* menggambarkan bahwa terjadi suatu peristiwa khusus dalam suatu populasi data [13]. Dalam pemodelan *time series*, *outlier* diklasifikasikan menjadi *additive outlier* (AO), *innovative outlier* (IO), *level shift* (LS), dan *transitory change* (TC). Secara umum, model *outlier* dituliskan sebagai berikut :

$$Z_t = \sum_{j=1}^k \omega_j v_j(B) I_j^{(Tj)} + \frac{\theta(B)}{\phi(B)} a_t. \quad (6)$$

D. Analisis Time Series dengan Efek Kalender Variasi (Model ARIMAX)

Model ARIMAX adalah perluasan dari model ARIMA yang dapat menangani analisis intervensi maupun outlier dengan tambahan variabel prediktor [2]. Salah satu jenis model variasi kalender adalah model variasi kalender dengan metode ARIMAX. Model variasi kalender pada

penelitian ini dilakukan dengan menambahkan variabel *dummy* sebagai efek variasi kalender. Berikut persamaan model variasi kalender :

$$Z_t = \beta_1 V_{1,t} + \beta_2 V_{2,t} + \dots + \beta_p V_{p,t} + \gamma_1 S_{1,t} + \gamma_2 S_{2,t} + \dots + \gamma_s S_{s,t} \frac{\theta_q(B)}{\phi_p(B)} a_t, \quad (6)$$

E. Regresi Time Series

Regresi dalam *time series* merupakan analisis yang digunakan untuk mengetahui hubungan antara variabel Z_t yang tergantung dengan fungsi waktu (t). Kecenderungan adanya pola trend pada data *time series* mempengaruhi dalam regresi *time series* tersebut. Model tersebut dapat didefinisikan sebagai berikut :

$$Z_t = TR_t + \varepsilon_t. \quad (7)$$

Ada beberapa jenis model trend yang biasa digunakan berdasarkan pola data yang terbentuk adalah trend linear, trend kuadratik, dan tidak adanya trend [1]. *Ordinary Least Square* (OLS) yaitu estimasi parameter dengan cara meminimumkan jumlah kuadrat penyimpangan atau error nilai-nilai observasi terhadap rata-ratanya [5]. Persamaan model regresi linear sederhana adalah sebagai berikut :

$$Z_i = \beta_0 + \beta_1 X_i + \varepsilon_i, \quad (8)$$

dimana, *sum of square* yaitu $Q = \sum_{i=1}^n \varepsilon_i^2 = \sum_{i=1}^n (Y_i - \beta_0 - \beta_1 X_i)$, kemudian diturunkan terhadap masing-masing parameter yaitu β_0 dan β_1 , sehingga didapatkan $\hat{\beta}_0$ dan $\hat{\beta}_1$ adalah sebagai berikut :

$$\hat{\beta}_0 = \bar{Y} - \hat{\beta}_1 \bar{X} \text{ dan } \hat{\beta}_1 = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2}. \quad (9)$$

OLS memiliki 5 asumsi yang dipenuhi oleh errornya [7] :

1. Normalitas $\varepsilon_i \sim N(0, \sigma^2)$
2. Linearitas: $E(\varepsilon_i) = 0$.
3. Homoskedastisitas: $\text{Var}(\varepsilon_i) = \sigma^2$
4. Non-multikolinieritas
5. Non-autokorelasi: $\text{Cov}(\varepsilon_i, \varepsilon_j) = 0, i \neq j$

F. Kriteria Model Terbaik

Root mean square error (RMSE) merupakan salah satu indeks yang dapat digunakan untuk mengevaluasi ketepatan model *time series* yang digunakan. Perhitungan RMSE untuk data *in-sample* adalah sebagai berikut [8] :

$$RMSE_{in} = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^n (z_t - \hat{z}_t)^2}{n-p}}, \quad (10)$$

sedangkan nilai RMSE untuk data *out-sample* adalah sebagai berikut :

$$RMSE_{out} = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^n (z_t - \hat{z}_t)^2}{n}}. \quad (11)$$

G. Dashboard Pada Microsoft Excel

Dashboard merupakan tampilan visual dari informasi penting yang disajikan pada satu tampilan layar komputer. Dikatakan “Dashboard” karena fungsinya sama seperti Dashboard pada kendaraan. Fungsi utama Dashboard secara umum adalah untuk menyediakan data atau informasi penting dan memberikan sinyal tentang suatu kondisi yang perlu segera mendapatkan respon atau perhatian. Untuk pengembangan aplikasi Dashboard, salah satu perangkat lunak yang mudah digunakan adalah *Microsoft Office Excel*. Melalui aplikasi Ms. Excel dapat dibuat tabel atau chart yang berisikan serangkaian *Key Performance Indicators* (KPI) kantor atau perusahaan [6].

III. METODOLOGI PENELITIAN

A. Sumber Data dan Variabel Penelitian

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder volume penjualan bulanan BBM premium dan solar di wilayah PT. Pertamina Regional V Surabaya dengan periode Januari 2008 sampai Desember tahun 2014. Terdapat 84 data yang dibagi menjadi *in-sampel* 72 data dan *out-sampel* 12 data. Variabel penelitian yang digunakan adalah data penjualan premium dan solar.

B. Metode Analisis

Metode analisis yang digunakan untuk menentukan model peramalan penjualan premium dan solar pada periode mendatang menggunakan metode ARIMA, ARIMAX, dan Regresi *Time Series*. Langkah-langkah analisis yang digunakan dalam melakukan penelitian ini :

1. Mengumpulkan data penjualan premium dan solar pada Januari 2008 – Desember 2014 di PT. Pertamina (Persero) Regional V Surabaya.
2. Melakukan identifikasi, estimasi, pengujian parameter, dan diagnosis model data penjualan premium dan solar.
3. Meramalkan data penjualan premium dan solar di PT. Pertamina (Persero) Regional V Surabaya menggunakan model ARIMA.
4. Meramalkan data penjualan premium dan solar di PT. Pertamina (Persero) Regional V Surabaya menggunakan model ARIMAX.
5. Meramalkan data penjualan premium dan solar di PT. Pertamina (Persero) Regional V Surabaya menggunakan model Regresi *Time Series*.
6. Membandingkan hasil peramalan ARIMA, ARIMAX, dan Regresi *Time Series* yang mempunyai keakuratan tinggi berdasarkan nilai RMSE terkecil.

IV. ANALISIS DAN PEMBAHASAN

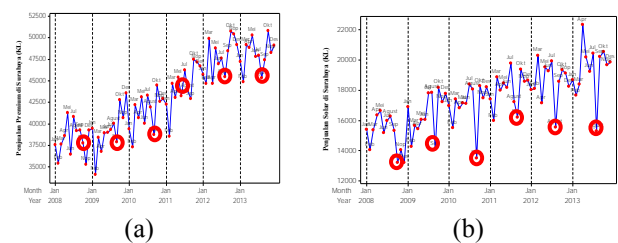
Analisis dilakukan terhadap data penjualan premium dan solar di PT. Pertamina (Persero) Regional V Surabaya untuk mengetahui ramalan penjualan premium dan solar menggunakan metode ARIMA dan ARIMAX serta statistika deskriptif menggunakan dashboard. Berikut penjelasan masing-masing metode peramalan dan statistika deskriptif data penjualan premium dan solar di PT. Pertamina (Persero) Regional V Surabaya.

A. Analisis Peramalan Menggunakan Metode ARIMA dan ARIMAX

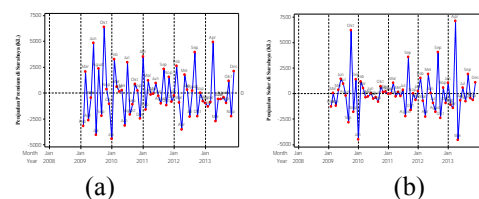
Analisis dilakukan pada volume penjualan premium dan solar di PT. Pertamina (Persero) Regional V dengan menggunakan metode *time series* ARIMA dan ARIMAX. Metode ini tujuannya untuk mendapatkan model terbaik sehingga dapat digunakan untuk meramalkan volume penjualan premium dan solar. Sebelum itu akan dijelaskan mengenai analisis peramalan menggunakan metode ARIMA.

1. Analisis Peramalan Premium dan Solar di PT. Pertamina (Persero) Regional V Surabaya Menggunakan Metode ARIMA

Langkah awal untuk meramalkan volume penjualan premium dan solar yaitu melihat kestasioneran data dengan identifikasi pola data *in-sample* penjualan premium dan solar di PT. Pertamina (Persero) Regional V Surabaya tahun 2008-2013 yang digambarkan dalam *time series plot* Gambar 1.

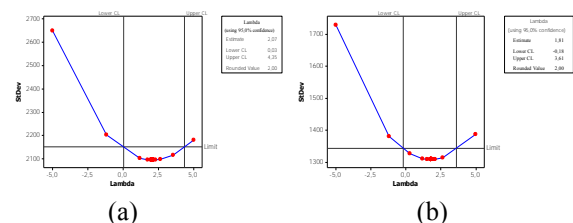


Gambar 1. *Time Series Plot* Penjualan Premium (a) dan Solar (b)
Gambar 1 menunjukkan fluktuasi data *in-sample* penjualan premium dan solar tiap bulan tahun 2008-2013. Pada bulan-bulan terjadinya lebaran, penurunan penjualan premium dan solar semakin terlihat dan berulang setiap tahunnya yang ditunjukkan dengan tanda lingkaran. Diketahui bahwa data yang digunakan cenderung mengalami peningkatan atau trend naik dan masih belum berada dalam kondisi stasioner. Ketidakstationeran ini diatasi dengan melakukan *differencing* terhadap data. *Time series plot* untuk data yang telah mengalami *differencing* ditunjukkan pada Gambar 2.



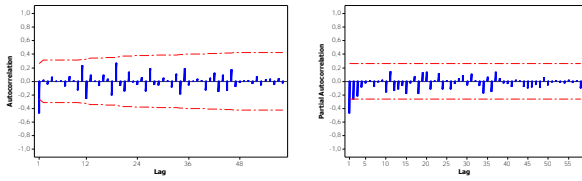
Gambar 2. *Differencing Time Series Plot* Penjualan Premium (a) dan Solar (b)

Berdasarkan pola data pada Gambar 2 dapat diketahui bahwa data *in-sample* penjualan premium dan solar yang *didifferencing* telah berada di sekitar garis rata-rata 0 dan sudah dalam kondisi stasioner. Pengecekan stasioneritas data dalam varians dilakukan dengan menggunakan plot Box-Cox seperti pada Gambar 3.



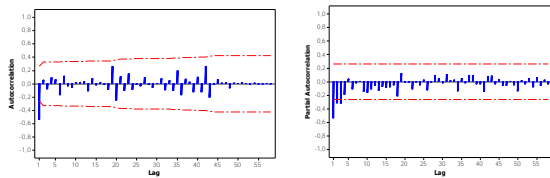
Gambar 3. Plot Box-Cox Data Penjualan Premium (a) dan Solar (b)

Gambar 3 menunjukkan bahwa data penjualan premium dan solar di PT. Pertamina (Persero) Regional V Surabaya sudah stasioner dalam varians, ditandai dengan nilai λ telah melewati 1 terletak diantara batas dan bawah. Plot ACF dan PACF untuk data yang telah mengalami *differencing* ditunjukkan pada Gambar 4.



Gambar 4. Plot ACF dan PACF Data Penjualan Premium Setelah *Differencing*

Gambar 4 hasil dari proses *differencing* secara multiplikatif (reguler dan musiman) menunjukkan bahwa kondisi data sudah stasioner, dimana pada plot ACF dan PACF terdapat lag yang signifikan, yaitu lag 1. Berdasarkan analisis tersebut, maka didapatkan dugaan model untuk penjualan premium adalah ARIMA (1,1,0) (0,1,0)¹² dan ARIMA (0,1,1) (0,1,1)¹². Sedangkan untuk plot ACF dan PACF pada data penjualan solar setelah dilakukan proses *differencing* dapat dilihat pada Gambar 5 sebagai berikut :



Gambar 5. Plot ACF dan PACF Data Penjualan Solar *Differencing*

Gambar 5 hasil dari proses *differencing* secara multiplikatif (reguler dan musiman) menunjukkan bahwa kondisi data sudah stasioner, dimana pada plot ACF terdapat lag yang signifikan yaitu lag 1 dan plot PACF terdapat lag yang signifikan yaitu lag 1, 2, dan 3. Berdasarkan analisis tersebut, maka didapatkan hasil estimasi dan pengujian signifikansi parameter data penjualan premium dugaan model ARIMA (1,1,0) (0,1,0)¹² dan ARIMA (0,1,1) (0,1,0)¹².

Tabel 1.

Uji Signifikansi Parameter Dugaan Model ARIMA Data Penjualan Premium

Model ARIMA	Parameter	Std. Error	t-value	p-value
(1,1,0) (0,1,0) ¹²	$\phi_1 = -0,48516$	0,11507	-4,22	< 0,0001
(0,1,1) (0,1,0) ¹²	$\theta_1 = 0,67204$	0,10009	6,71	< 0,0001

Tabel 1 menunjukkan bahwa *p-value* untuk pengujian kedua parameter pada model ARIMA bernilai kurang dari 0,05 yang berarti bahwa keseluruhan parameter yang digunakan dalam model telah signifikan. Analisis dilanjutkan dengan melakukan cek residual *white noise* terhadap hasil pemodelan ARIMA untuk data penjualan premium menunjukkan bahwa asumsi *white* dan residual distribusi normal dalam model ARIMA telah dipenuhi. Sedangkan pada data penjualan solar dugaan model ARIMA (1,1,0) (0,1,0)¹², ARIMA (0,1,1) (0,1,0)¹², ARIMA ([3],1,0) (0,1,0)¹², ARIMA (0,1,[3]) (0,1,0)¹², ARIMA (3,1,0) (0,1,0)¹², dan ARIMA (0,1,3) (0,1,0)¹². Hasil estimasi dan pengujian parameter untuk dugaan model data penjualan solar adalah sebagai berikut :

Tabel 2.

Uji Signifikansi Parameter Dugaan Model ARIMA Data Penjualan Solar

Model ARIMA	Parameter	Std. Error	t-value	p-value
(1,1,0) (0,1,0) ¹²	$\phi_1 = -0,52995$	0,11072	-4,79	< 0,0001
(0,1,1) (0,1,0) ¹²	$\theta_1 = 0,99995$	45,10698	0,02	0,9823
([3],1,0) (0,1,0) ¹²	$\phi_3 = -0,07482$	0,13141	-0,57	0,5691
(0,1,[3]) (0,1,0) ¹²	$\theta_3 = 0,11539$	0,13144	0,58	0,3800
(3,1,0) (0,1,0) ¹²	$\phi_1 = -0,81420$	0,12519	-6,50	< 0,0001
	$\phi_2 = -0,55458$	0,14824	-3,74	0,0002
	$\phi_3 = -0,32894$	0,12501	-2,63	0,0085
(0,1,3) (0,1,0) ¹²	$\theta_1 = 1,00196$	26,22332	0,04	0,9695
	$\theta_2 = -0,05720$	0,18736	-0,31	0,7601
	$\theta_3 = 0,05516$	1,48091	0,04	0,9703

Tabel 2 menunjukkan bahwa *p-value* untuk pengujian parameter data penjualan solar pada model ARIMA yang bernilai kurang dari 0,05 yaitu model ARIMA (1,1,0) (0,1,0)¹² dan ARIMA (3,1,0) (0,1,0)¹² yang berarti bahwa parameter yang digunakan dalam model telah signifikan. Analisis dilanjutkan dengan melakukan cek residual *white noise* terhadap hasil pemodelan ARIMA untuk data penjualan solar menunjukkan bahwa model ARIMA (0,1,1) (0,1,0)¹², ARIMA (3,1,0) (0,1,0)¹², dan ARIMA (0,1,3) (0,1,0)¹² berarti bahwa asumsi residual *white noise* dalam model telah dipenuhi. Sedangkan dari dugaan model ARIMA uji normalitas residual model ARIMA menunjukkan bahwa residual tidak berdistribusi normal. Tidak normalnya residual ini disebabkan adanya *outlier* dalam data yang digunakan. Setelah data *outlier* didapatkan, langkah selanjutnya adalah memasukkan *outlier* ke dalam model peramalan. Pada model dugaan data penjualan solar yang telah memenuhi signifikansi pengujian parameter dan asumsi residual *white noise* adalah model ARIMA (3,1,0) (0,1,0)¹².

Maka, langkah selanjutnya yang dilakukan adalah memilih model terbaik yang dapat mewakili kondisi data. Pemeriksaan model terbaik dilakukan dengan melihat nilai RMSE untuk data *in-sample* dan *out-sample* pada penjualan premium dilihat dari Tabel 3 sebagai berikut :

Tabel 3. Pemilihan Kriteria Model ARIMA Data Penjualan Premium

Model ARIMA	RMSE-in	RMSE-out
(1,1,0) (0,1,0) ¹²	2003,2	2285,896
(0,1,1) (0,1,0) ¹²	1872,797	2195,102

Tabel 3 menunjukkan bahwa nilai kriteria yang digunakan untuk memilih model terbaik adalah pada model ARIMA (0,1,1) (0,1,0)¹². Sehingga model ARIMA dapat dituliskan secara matematis sebagai berikut :

$$Z_t = Z_{t-1} + Z_{t-12} - Z_{t-13} - 0,67204a_{t-1} + a_t$$

Untuk nilai kebaikan model pada data penjualan solar dihasilkan nilai RMSE-*in sampel* 791,405 dan RMSE-*out sampel* 2267,492. Model ARIMA untuk data penjualan solar dengan penambahan *outlier* dapat dituliskan secara matematis sebagai berikut :

$$Z_t = 2,09904 Z_{t-1} + 1,98353 Z_{t-2} + 1,42615 Z_{t-3} + 0,54166 Z_{t-4} + 2,09904 Z_{t-12} + Z_{t-13} + 1,98353 Z_{t-14} - 0,34283 Z_{t-15} - 0,54166 Z_{t-16} + 5,445,4 I_{A,t}^{64} + 2467,9 I_{A,t}^{63} - 1151,3 I_{A,t}^{33} + 1011,7 I_{S,t}^{19} + 2840,8 I_{S,t}^{13} - 2433,4 I_{S,t}^{10} + 1948,2 I_{A,t}^9 + 2160 I_{A,t}^4 + a_t$$

2. Analisis Peramalan Premium dan Solar di PT.Pertamina (Persero) Regional V Surabaya Menggunakan Metode ARIMAX

Model ARIMAX digunakan untuk menangkap efek kalender variasi yang terdapat di dalam data yang digunakan. Efek kalender variasi dinyatakan dalam variabel *dummy* untuk membantu langkah analisis yang dilakukan. Model ini dianalisis untuk kemudian dibandingkan dengan model ARIMA yang telah didapat sebelumnya dan diketahui model mana yang lebih sesuai untuk melakukan peramalan kebutuhan premium dan solar. Penentuan variabel *dummy* ditentukan untuk menangkap efek kalender variasi yang mempengaruhi tingkat penjualan premium dan solar tepat pada bulan terjadinya lebaran. Efek tersebut dinyatakan dalam variabel *dummy* $D_{L,t}$. Sedangkan pada Bulan Januari-Desember dinyatakan pula dalam suatu variabel *dummy*, yaitu $D_{1t} - D_{12t}$. Plot data yang digunakan juga menunjukkan bahwa adanya trend pada data *in-sample* penjualan premium dan solar di PT. Pertamina (Persero) Regional V Surabaya. Hal ini coba ditangkap dengan menggunakan variabel *dummy* t dengan nilai 1 sampai 72 sesuai dengan jumlah data *in-sample* yang digunakan.

Hasil dari proses analisis regresi untuk data penjualan premium dinyatakan dalam model pada Tabel 4 sebagai berikut :

Tabel 4.

Pemodelan Regresi dengan Variabel *Dummy*
Data Penjualan Premium

$$Z_t = 185 t + 36184 D_{1t} + 33209 D_{2t} + 37544 D_{3t} + 35806 D_{4t} + 38141 D_{5t} + 35581 D_{6t} + 37357 D_{7t} + 36874 D_{8t} + 36083 D_{9t} + 38697 D_{10t} + 36464 D_{11t} + 37319 D_{12t} - 2583 D_{L,t}$$

Model regresi untuk data penjualan premium berarti bahwa apabila t bertambah 1 satuan maka volume penjualan premium naik sebesar 185 kL dan seterusnya. Sedangkan untuk model regresi pada data penjualan solar dapat dilihat pada Tabel 5 sebagai berikut :

Tabel 5.

Pemodelan Regresi dengan Variabel *Dummy*
Data Penjualan Solar

$$Z_t = 68,7 t + 15093 D_{1t} + 13723 D_{2t} + 15381 D_{3t} + 15336 D_{4t} + 15594 D_{5t} + 15020 D_{6t} + 16175 D_{7t} + 15729 D_{8t} + 14729 D_{9t} + 15952 D_{10t} + 14862 D_{11t} + 14769 D_{12t} - 3285 D_{L,t}$$

Model regresi untuk data penjualan solar berarti bahwa apabila t bertambah 1 satuan maka volume penjualan premium naik sebesar 68,7 kL dan seterusnya. Uraian estimasi dan pengujian signifikansi parameter untuk model pada data penjualan premium dilihat pada Tabel 6 sebagai berikut :

Tabel 6.

Estimasi dan Pengujian Signifikansi Parameter Model Regresi
Data Penjualan Premium

Parameter	Koefisien	Std. Error	t-value	p-value
t	185,228	8,339	22,21	0,000
D_{1t}	36184,3	646,0	56,02	0,000
D_{2t}	33208,5	649,3	51,14	0,000
D_{3t}	37544,1	652,8	57,51	0,000
D_{4t}	35806,1	656,4	54,55	0,000
D_{5t}	38141,0	660,0	57,79	0,000
D_{6t}	35581,5	663,7	53,61	0,000
D_{7t}	37357,4	667,6	55,96	0,000
D_{8t}	36873,6	770,9	47,83	0,000
D_{9t}	36082,6	721,1	50,04	0,000
D_{10t}	38696,5	691,1	55,99	0,000
D_{11t}	36464,5	683,6	53,34	0,000
D_{12t}	37319,3	687,8	54,26	0,000
$D_{L,t}$	-2582,9	757,3	-3,41	0,001

Hasil analisis regresi tersebut menunjukkan bahwa seluruh parameter yang digunakan adalah signifikan. Berdasarkan hasil analisis regresi tersebut, dibuat model ARIMAX dengan melihat pola residual yang dihasilkan oleh model regresi. Sedangkan uraian estimasi dan pengujian signifikansi parameter untuk model pada data penjualan solar dapat dilihat pada Tabel 7 sebagai berikut :

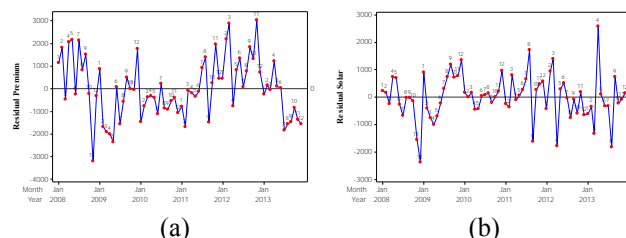
Tabel 7.

Estimasi dan Pengujian Signifikansi Parameter Model Regresi
Data Penjualan Solar

Parameter	Koefisien	Std. Error	t-value	p-value
t	68,733	5,243	13,11	0,000
D_{1t}	15092,6	406,2	37,16	0,000
D_{2t}	13722,7	408,3	33,61	0,000
D_{3t}	15381,1	410,5	37,47	0,000
D_{4t}	15335,9	412,7	37,16	0,000
D_{5t}	15594,3	415,0	37,57	0,000
D_{6t}	15019,9	417,4	35,99	0,000
D_{7t}	16175,4	419,8	38,53	0,000
D_{8t}	15728,7	484,7	32,45	0,000
D_{9t}	14729,1	453,4	32,49	0,000
D_{10t}	15951,5	434,6	36,71	0,000
D_{11t}	14861,6	429,9	34,57	0,000
D_{12t}	14768,7	432,5	34,15	0,000
$D_{L,t}$	-3285,2	476,2	-6,90	0,001

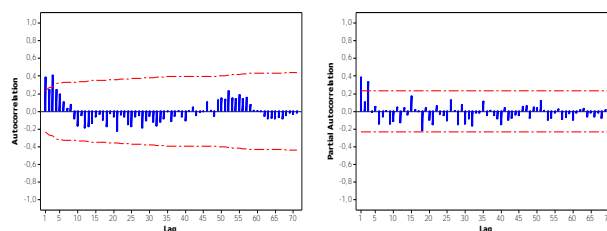
Hasil analisis regresi tersebut menunjukkan bahwa seluruh parameter yang digunakan adalah signifikan. Berdasarkan hasil analisis regresi tersebut, dibuat model ARIMAX dengan melihat pola residual yang dihasilkan oleh model regresi.

Pemodelan ARIMAX dilakukan dengan menganalisis residual hasil pemodelan dengan analisis regresi. Dapat dilihat bahwa residual dari model telah stasioner. *Time series* plot dari residual hasil analisis regresi ditunjukkan Gambar 6.



(a) Gambar 6. Time Series Plot Residual Model Regresi Data Penjualan Premium

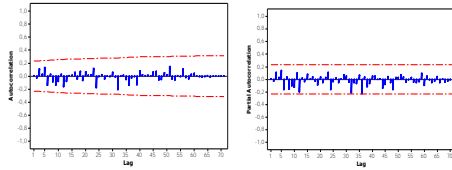
Gambar 6 menunjukkan bahwa plot residual pada data penjualan premium dan solar sudah stasioner dapat dilihat dari nilai residual yang berada di sekitar nilai 0. Plot ACF dan PACF dari residual digunakan untuk membantu melihat apakah asumsi *white noise* sudah terpenuhi atau belum dan membantu pembentukan model ARIMAX keseluruhan untuk data penjualan premium yang ditampilkan pada Gambar 7 sebagai berikut :



Gambar 7. Plot ACF dan PACF Residual Model Regresi Data Penjualan Premium

Plot ACF dan PACF menunjukkan bahwa terdapat lag yang keluar yaitu lag 1 dan lag 3. Sedangkan plot ACF

dan PACF pada data penjualan solar dapat dilihat pada Gambar 8 sebagai berikut :



Gambar 8. Plot ACF dan PACF Residual Model Regresi Data Penjualan Solar

Plot ACF dan PACF pada data penjualan solar menunjukkan bahwa tidak terdapat lag yang keluar, sehingga dapat dikatakan model telah memenuhi asumsi *white noise* dan tidak mengandung orde p maupun q . Sehingga analisis yang sesuai adalah regresi *time series*. Dugaan yang dapat digunakan untuk data penjualan premium di PT. Pertamina (Persero) Regional V Surabaya dilakukan pemodelan ARIMAX estimasi dan pengujian signifikansi parameter pada Tabel 8 sebagai berikut :

Tabel 8.

Uji Signifikansi Parameter Model ARIMAX Data Penjualan Premium

Model	Estimasi	Std. Error	t-value	p-value
ARIMAX-1	$\phi_1 = 0,29412$	0,11613	2,53	0,0113
	$\phi_3 = 0,38131$	0,11866	3,21	0,0013
	$t = 174,30948$	18,72742	9,31	< 0,0001
	$\beta_1 = 36422,4$	899,06740	40,51	< 0,0001
	$\beta_2 = 33460,0$	903,58489	37,03	< 0,0001
	$\beta_3 = 37804,2$	912,29609	41,44	< 0,0001
	$\beta_4 = 36126,3$	916,44852	39,42	< 0,0001
	$\beta_5 = 38484,5$	922,20569	41,73	< 0,0001
	$\beta_6 = 35937,6$	928,69645	38,70	< 0,0001
	$\beta_7 = 37764,5$	932,72603	40,49	< 0,0001
	$\beta_8 = 37402,7$	980,85538	38,13	< 0,0001
	$\beta_9 = 36573,5$	962,66099	37,99	< 0,0001
	$\beta_{10} = 39235,3$	946,02464	41,47	< 0,0001
	$\beta_{11} = 36999,0$	949,97592	38,95	< 0,0001
ARIMAX-2	$\beta_{12} = 37769,9$	951,80466	39,68	< 0,0001
	$\beta_{L,t} = -2786,9$	548,62136	-5,08	< 0,0001
	$\theta_1 = -0,26117$	0,11753	-2,22	0,0113
	$\theta_3 = -0,44460$	0,12798	-3,47	0,0013
	$t = 183,27019$	11,97585	15,30	< 0,0001
	$\beta_1 = 36255,3$	700,20468	51,78	< 0,0001
	$\beta_2 = 33181,0$	703,34358	47,18	< 0,0001
	$\beta_3 = 37566,1$	709,74673	52,93	< 0,0001
	$\beta_4 = 35872,6$	711,99402	50,38	< 0,0001
	$\beta_5 = 38209,6$	718,71975	53,16	< 0,0001
	$\beta_6 = 35651,9$	725,88239	49,12	< 0,0001
	$\beta_7 = 37429,8$	732,98171	51,07	< 0,0001
	$\beta_8 = 37257,0$	787,59109	47,31	< 0,0001
	$\beta_9 = 36364,9$	767,38583	47,39	< 0,0001
	$\beta_{10} = 38905,3$	743,98037	52,29	< 0,0001
	$\beta_{11} = 36630,3$	747,39545	49,01	< 0,0001
	$\beta_{12} = 37401,1$	746,91691	50,07	< 0,0001
	$\beta_{L,t} = -3200,9$	549,42304	-5,83	< 0,0001

Keterangan:

- Model ARIMAX-1:

$$Z_t = 0,29412 Z_{t-1} + 0,38131 Z_{t-3} + 174,30948t + 36422,4 D_{1t} + 33460 D_{2t} + 37804,2 D_{3t} + 36126,3 D_{4t} + 38484,5 D_{5t} + 35937,6 D_{6t} + 37764,5 D_{7t} + 37402,7 D_{8t} + 36573,5 D_{9t} + 39235,3 D_{10t} + 36999,0 D_{11t} + 37769,9 D_{12t} - 2786,9 D_{L,t} + a_t$$

- Model ARIMAX-2

$$Z_t = 0,26117 a_{t-1} + 0,44460 a_{t-3} + 183,27019 t + 36255,3 D_{1t} + 33181,0 D_{2t} + 37566,1 D_{3t} + 35872,6 D_{4t} + 38209,6 D_{5t} + 35651,9 D_{6t} + 37429,8 D_{7t} + 37257,0 D_{8t} + 36364,9 D_{9t} + 38905,3 D_{10t} + 36630,3 D_{11t} + 37401,1 D_{12t} - 3200,9 D_{L,t} + a_t$$

Kedua model ARIMAX yang diteliti telah menggunakan parameter yang signifikan. Langkah selanjutnya pengujian asumsi residual *white noise* dari pemodelan ARIMAX pada data premium menunjukkan bahwa pengujian sudah memenuhi asumsi *white noise* dan berdistribusi normal. Maka, langkah selanjutnya yang dilakukan adalah memilih model terbaik yang dilakukan dengan melihat nilai RMSE untuk data *in-sample* dan *out-sample* terkecil seperti pada Tabel 9 sebagai berikut :

Tabel 9.

Pemilihan Model ARIMAX Terbaik Pada Data Penjualan Premium

Model	RMSE in	RMSE out
ARIMAX-1	1251,211	2934,441
ARIMAX-2	1278,841	3409,221

Tabel 9 menunjukkan bahwa nilai kriteria yang digunakan untuk memilih model terbaik adalah pada model ARIMAX-1. Pemilihan model ini dilakukan dengan melihat nilai RMSE baik untuk data *in-sample* maupun data *out-sample* yang paling kecil dari keseluruhan kemungkinan model. Sedangkan data penjualan solar nilai RMSE *in-sample* dan *out-sample* masing-masing sebesar 911,808 dan 1756,96.

3. Perbandingan Model Peramalan

Hasil peramalan dibandingkan untuk mengetahui model mana yang paling baik untuk meramalkan tingkat penjualan premium di PT. Pertamina (Persero) Regional V Surabaya. Perbandingan model dilakukan dengan melihat kriteria kebaikan model, yaitu RMSE untuk *in-sample* maupun *out-sample* seperti pada Tabel 10 sebagai berikut :

Tabel 10.

Perbandingan Model Data Penjualan Premium dan Solar

Volume Penjualan	Model	RMSE in	RMSE out
Premium	ARIMA	1872,797	2195,102
	ARIMAX	1251,211	2934,441
Solar	ARIMAX	791,405	2267,492
	Regresi Time Series	911,808	1756,96

Hasil perbandingan kedua model peramalan untuk data penjualan premium menunjukkan bahwa RMSE data *in-sample* maupun data *out-sample* untuk model Regresi Time Series bernilai lebih kecil daripada model ARIMAX. Data penjualan solar menunjukkan bahwa RMSE data *out-sample* untuk model ARIMAX bernilai lebih kecil daripada model ARIMA. Hasil peramalan penjualan premium dari model ARIMA (0,1,1) (0,1,0)¹² ditampilkan pada Tabel 11.

Tabel 11.

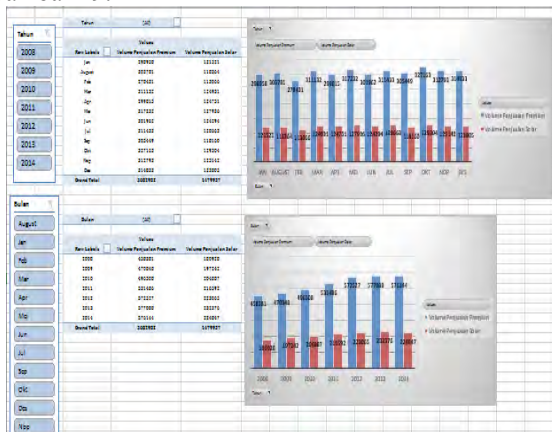
Hasil Peramalan Penjualan Premium dan Solar Tahun 2015 di PT.Pertamina (Persero) Regional V Surabaya

t	Bulan	Premium	Solar
85	Januari	46701,7164	19980
86	Februari	42917,7164	18772,6
87	Maret	48493,7164	20467,2
88	April	46493,7164	20441,8
89	Mei	48789,7164	20896,4
90	Juni	47765,7164	20377
91	Juli	45469,7164	18149,6
92	Agustus	47357,7164	20955,2
93	September	50077,7164	20450,8
94	Oktober	52413,7164	21567,4
95	November	47741,7164	20498
96	Desember	43541,7164	20306,6

Tabel 11 menunjukkan bahwa peramalan premium dan solar bulan Februari dan Juli terjadi penurunan volume penjualan premium di PT. Pertamina (Persero) Regional V Surabaya sama halnya dengan tahun sebelum-sebelumnya dimana pada saat itu terdapat bulan terjadinya lebaran dan terjadi peningkatan volume penjualan premium dan solar pada bulan Oktober 2015 yaitu masing-masing sebesar 52413,7164 KL dan 21567,4 KL.

B. Dashboard Pada Microsoft Excel

Dashboard merupakan tampilan visual dari informasi penting yang disajikan pada satu tampilan layar komputer. Dashboard disini berfungsi untuk penyajian data dalam *Microsoft Excel*, dengan bentuk grafik yang dapat dikreasikan dengan aplikasi yang ada dalam *Microsoft Excel*. Berikut hasil pembuatan dashboard yang ditampilkan pada Gambar 19.



Gambar 9. Tampilan Dashboard Pada Microsoft Excel

Gambar 9 menunjukkan bahwa penjualan premium dan solar paling tinggi berdasarkan bulan yaitu bulan Oktober dari tahun 2008-2014, sedangkan penjualan premium dan solar paling tinggi berdasarkan tahun yaitu pada tahun 2013.

V. KESIMPULAN DAN SARAN

Hasil analisis dan pembahasan yang telah dilakukan memberikan kesimpulan metode peramalan yang sesuai untuk meramalkan volume penjualan premium di PT. Pertamina (Persero) Regional V Surabaya perbandingan metode ARIMA dan ARIMAX berdasarkan kriteria model terbaik dimana nilai RMSE-in sampel dan RMSE-out sampel terkecil model yang sesuai yaitu ARIMA (0,1,1) (0,1,0)¹² sedangkan untuk volume penjualan solar dari perbandingan metode ARIMAX dan Regresi *Time Series* metode yang sesuai yaitu Regresi *Time Series*. Tetapi, hasil peramalan sebaiknya lebih diperhatikan lagi agar tidak terjadi kelangkaan dan kelebihan BBM dan lebih baik digunakan data berdasarkan bulan Qomariyah bukan Syamsiyah (Masehi) karena variasi kalender terdapat variabel *dummy* Hari Raya Idul Fitri dimana lebaran terjadi pada bulan Qomariyah, sedangkan untuk tampilan dashboard lebih ditambahkan variasi-variasi agar lebih menarik.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Bowerman, B. L., dan O'Connell, R. T. 1993. *Forecasting and Time Series: An Applied Approach*, 3rd Edition. Belmont: Duxbury Press.
- [2] Cryer, J. D., dan Kung-Shik Chan. 2008. *Time Series Analysis With Applications in R*, 2nd Edition. New York: Springer.

- [3] Dini, N. S. 2012. *Peramalan Kebutuhan Premium dengan Metode Arimax untuk Optimalisasi Persediaan di Wilayah TBBM Madiun*. Surabaya: ITS Surabaya.
- [4] Dispenda. 2015. *Data Jumlah Kendaraan R2 dan R4 di Surabaya*. Surabaya: Dispenda Jatim.
- [5] Draper, S. 1992. *Analisis Regresi Terapan*. Jakarta: PT. Gramedia Pustaka Utama.
- [6] Fauzi, A. 2007. *Reporting, Analysis, Dashboard Excel 2007*. Jakarta: PT. Elex Media Komputindo.
- [7] Gujarati, D. N. 2004. *Basic Econometrics* Fourth Edition. New York: The Mc Graw Hill Companies.
- [8] Lee, H. M., dan Suhartono. (2010). Calendar Variation Model Based on ARIMAX for Forecasting Sales Data with Ramadhan Effect. *Proceedings of the Regional Conference on Statistical Sciences*, 5.
- [9] Perdana, A. S. 2012. *Perbandingan Metode Time Series Regression dan Arimax Pada Pemodelan Data Penjualan Pakaian di Boyolali*. Surabaya: ITS Surabaya.
- [10] Purnamasari, I. 2011. *Metode TLSAR Berbasis Regresi Time Series, ARIMAX, dan Neural Network Untuk Peramalan Beban Listrik*. Surabaya: ITS Surabaya.
- [11] Rahmawati, D. 2011. *Peramalan Volume Pendistribusian Bahan Bakar Minyak (BBM) di PT. Pertamina (Persero) Unit Pemasaran III Jakarta* dari keempat metode yaitu Naive, Winter, ARIMA, dan Regresi Time Series. Surabaya: ITS Surabaya.
- [12] Rori, M. 2014. *Analisis Peramalan Penjualan Sepeda Motor di Kabupaten Ngawi dengan Metode ARIMA dan ARIMAX*. Surabaya: ITS Surabaya.
- [13] Wei, W. W.S. 2006. *Time Series Analysis Univariate and Multivariate Methods*. New York: Pearson Education, Inc.



Analisis Peramalan Menggunakan Metode ARIMAX dan Regresi Time Series Pada Penjualan Premium dan Solar di PT. Pertamina (Persero) Region V Surabaya

Oleh :

Uzlifatus Syarifah 1313 105 018

Dosen Pembimbing :

Dr. Dra. Kartika Fitriasisari, M.Si.

Surabaya, 18 Juni 2015



PENDAHULUAN



LATAR BELAKANG

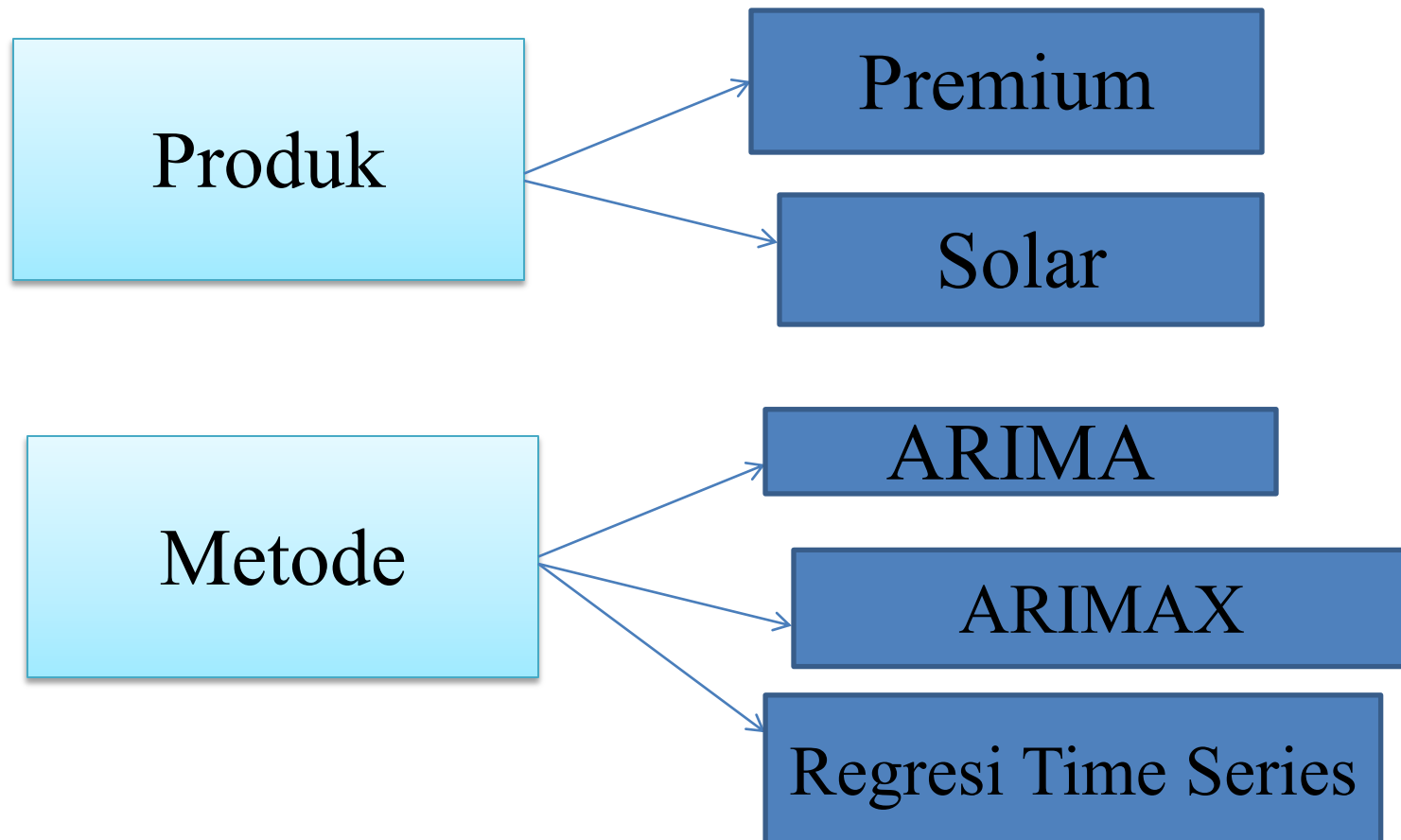




PENDAHULUAN



LATAR BELAKANG





PENDAHULUAN



LATAR BELAKANG

Penelitian Sebelumnya

Peneliti	Materi
Nindi (2012)	Judul “Peramalan Kebutuhan Premium dengan Metode Arimax untuk Optimasi Persediaan di Wilayah TBBM Madiun” didapatkan hasil perbandingan kedua model peramalan menunjukkan bahwa RMSE data <i>in-sample</i> maupun data <i>out-sample</i> untuk model ARIMAX dengan efek kalender variasi bernilai lebih kecil daripada model ARIMA disimpulkan bahwa model yang lebih baik untuk peramalan kebutuhan premium di wilayah TBBM Madiun adalah model ARIMAX dengan efek kalender variasi.
Diana (2011)	Judul “Peramalan Volume Pendistribusian Bahan Bakar Minyak (BBM) di PT. Pertamina (Persero) Unit Pemasaran III Jakarta” dari keempat metode yaitu Naive, Winter, ARIMA, dan Regresi <i>Time Series</i> didapatkan hasil nilai RMSE terkecil untuk premium dan solar adalah menggunakan metode Regresi <i>Time Series</i> .



PENDAHULUAN



LATAR BELAKANG

Penelitian Sebelumnya

Peneliti	Materi
Ika (2012)	Penelitian untuk meramalkan beban listrik berbasis Regresi <i>Time Series</i> , ARIMAX, dan Neural Network didapatkan kesimpulan ARIMAX mempunyai nilai MAPE yang relatif lebih kecil untuk peramalan 1 sampai 6 hari ke depan, dengan demikian model peramalan berbasis ARIMAX ini cukup baik untuk digunakan sampai 6 hari kedepan.
Rori (2014)	Judul “Analisis Peramalan Penjualan Sepeda Motor di Kabupaten Ngawi dengan Metode ARIMA dan ARIMAX” dari hasil perbandingan kedua model peramalan menunjukkan bahwa MAPE untuk data penjualan sepeda motor jenis <i>cub</i> , <i>matic</i> , dan <i>sport</i> pada model ARIMAX bernilai lebih kecil daripada model ARIMA.
Ardita (2012)	judul “Perbandingan Metode <i>Time Series Regression</i> dan Arimax Pada Pemodelan Data Penjualan Pakaian di Boyolali” mendapatkan kesimpulan bahwa perbandingan metode yang dilakukan untuk menentukan model yang sesuai terhadap data penjualan yang terbaik adalah Metode <i>Time Series Regression</i> dengan nilai RMSE paling kecil..



PENDAHULUAN



PERUMUSAN MASALAH

1. Bagaimana model peramalan yang sesuai untuk prediksi kebutuhan bulanan premium dan solar di PT. Pertamina (Persero) Regional V Surabaya?
2. Bagaimana karakteristik penjualan premium dan solar di PT. Pertamina (Persero) Regional V Surabaya menggunakan dashboard?



PENDAHULUAN



TUJUAN PENELITIAN

1. Mendapatkan model peramalan yang sesuai untuk prediksi kebutuhan bulanan premium dan solar di PT. Pertamina (Persero) Regional V Surabaya.
2. Mendapatkan informasi karakteristik penjualan berupa tampilan dashboard untuk kebutuhan premium dan solar di PT. Pertamina (Persero) Regional V Surabaya.



PENDAHULUAN



MANFAAT PENELITIAN

Memberikan informasi dan masukan atau saran dalam mengambil kebijakan pendistribusian perusahaan.

Mengetahui peramalan kebutuhan premium dan solar pada tahun 2015

Dapat memenuhi kebutuhan konsumen dengan baik dengan mencegah terjadinya kelangkaan premium dan solar di wilayah PT. Pertamina (Persero) Regional V Surabaya



PENDAHULUAN



BATASAN PENELITIAN

- a. Data bulanan volume penjualan premium dan solar di PT. Pertamina (Persero) Regional V Surabaya Januari 2010 - Desember 2014.
- b. Pada Dashboard menggunakan grafik *bar chart*, pivot tabel, *pivot chart*, dan slicer.



TINJAUAN PUSTAKA



Dashboard Pada Microsoft Excel

Dashboard merupakan tampilan visual dari informasi penting yang berfungsi untuk menyediakan data/ informasi penting tentang suatu kondisi yang perlu segera mendapatkan respon atau perhatian.

Dengan hanya melihat Dashboard dan beberapa klik, karyawan dengan mudah dan real time dapat memantau semua aspek kerja yang ada di perusahaan dan dapat melakukan analisis yang sangat beragam dari variabel-variabel dan juga mengetahui perkembangan/ kecenderungannya, apakah naik atau menurun.

Untuk pengembangan aplikasi Dashboard, salah satu perangkat lunak digunakan adalah Microsoft Office Excel. Melalui aplikasi Ms. Excel dapat dibuat tabel atau chart yang berisikan serangkaian *Key Performance Indicators* (KPI) kantor atau perusahaan.



TINJAUAN PUSTAKA



Konsep Dasar *Time Series*

Menurut Wei (2006) menyatakan bahwa peramalan merupakan dugaan atau perkiraan suatu peristiwa di masa mendatang atau dapat diartikan sebagai serangkaian pengamatan terhadap suatu variabel yang diambil dari waktu ke waktu dan dicatat secara berurutan menurut urutan waktu kejadian dengan interval waktu yang tetap. Dimana setiap pengamatan dinyatakan sebagai variabel random Z_t yang didapatkan berdasarkan indeks waktu tertentu sebagai urutan waktu pengamatan.



TINJAUAN PUSTAKA



Regresi *Time Series*

Regresi dalam *time series* merupakan analisis yang digunakan untuk mengetahui hubungan antara variabel Z_t yang tergantung dengan fungsi waktu (t). Kecenderungan adanya pola trend pada data *time series* mempengaruhi dalam regresi *time series* tersebut. Model tersebut dapat didefinisikan sebagai berikut.

$$Z_t = TR_t + \varepsilon_t$$

Keterangan :

Z_t : nilai data *time series* pada waktu ke- t

TR_t : trend pada waktu ke- t

ε_t : *residual* pada waktu ke- t

Beberapa jenis model trend yang biasa digunakan berdasarkan pola data yang terbentuk adalah sebagai berikut.

1. Tidak adanya trend, yang dimodelkan sebagai berikut $TR_t = \beta_0$, menyatakan bahwa tidak terdapat kenaikan atau penurunan dalam jangka panjang.
2. Trend linear, yang dimodelkan sebagai berikut $TR_t = \beta_0 + \beta_1 t$, menyatakan bahwa terdapat trend linear baik kenaikan atau penurunan dalam jangka panjang.
3. Trend kuadratik, yang dimodelkan $TR_t = \beta_0 + \beta_1 t + \beta_2 t^2$ menyatakan adanya trend kuadratik dalam jangka panjang.



TINJAUAN PUSTAKA



Regresi *Time Series*

Dapat pula dengan menambahkan variabel faktor musiman (SN) dalam regresi seperti yang dituliskan sebagai berikut.

$$Z_t = TR_t + SN_t + \varepsilon_t$$

Pada model dengan pola musiman terdapat beberapa variabel *dummy*. Dengan asumsi bahwa ada L musiman (bulanan, *quarter*, dan lainnya) per tahun, maka faktor musiman (SN_t) dapat dituliskan sebagai berikut.

$$SN_t = \beta_{s1}x_{s1,t} + \beta_{s2}x_{s2,t} + \dots + \beta_{s(L-1)}x_{s(L-1),t}$$

Dengan variabel *dummy*,

$$x_{s1,t}, x_{s2,t}, \dots, x_{s(L-1),t}$$

(Bowerman, O'connell, dan Koehler, 1993)..



TINJAUAN PUSTAKA



ARIMA

Menurut Cryer (2008) *ARIMA forecasting* terbagi menjadi empat yaitu *Autoregressive* (AR), *Moving Average* (MA), *Autoregressive Moving Average* (ARMA) dan *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA). Berikut penjelasan masing-masing model tersebut.

1. Model *Autoregressive* (AR)

Secara umum untuk model *autoregressive* orde ke- p (AR(p)) mempunyai bentuk sebagai berikut (Wei 2006).

$$\hat{Z}_t = \phi_1 \hat{Z}_{t-1} + \dots + \phi_p \hat{Z}_{t-p} + a_t$$
$$\phi_p(B) \hat{Z}_t = a_t$$

dimana $\hat{Z}_t = Z_t - \mu$ dan $\phi_p(B) = 1 - \phi_1 B - \dots - \phi_p B^p$

ϕ_p = parameter *autoregressive* ke- p

a_t = nilai kesalahan pada waktu ke- t



TINJAUAN PUSTAKA



ARIMA

2. Model *Moving Average* (MA)

Secara umum untuk model *moving average* orde ke- q (MA(q)) mempunyai bentuk sebagai berikut (Wei 2006).

$$\hat{Z}_t = a_t - \theta_1 a_{t-1} - \dots - \theta_q a_{t-q}$$

atau

$$\hat{Z}_t = \theta(B) a_t$$

dimana $\hat{Z}_t = Z_t - \mu$ dan $\theta(B) = 1 - \theta_1 B - \dots - \theta_q B^q$

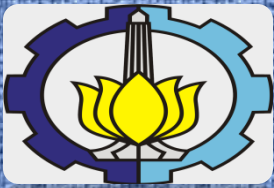
θ_1 sampai θ_q = parameter *moving average* ke- q

a_{t-q} = nilai kesalahan pada saat ke $t-q$

3. Model *Autoregressive Moving Average* (ARMA)

Model *autoregressive moving average* merupakan model campuran dari model AR dan MA. Bentuk umum dari model umum ARMA (p, q) sebagai berikut (Wei 2006).

$$\hat{Z}_t = \phi_1 \hat{Z}_{t-1} + \dots + \phi_p \hat{Z}_{t-p} + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \dots - \theta_q a_{t-q}$$

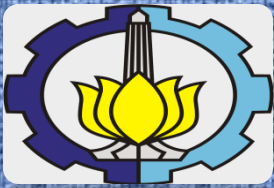


TINJAUAN PUSTAKA



Langkah-langkah Pemodelan ARIMA

1. Identifikasi model
2. Estimasi dan pengujian parameter
3. Diagnosis model
4. Pemilihan model terbaik
5. Peramalan atau *forecast*



TINJAUAN PUSTAKA



Identifikasi Model

1. Kestasioneran Data

a. Varians

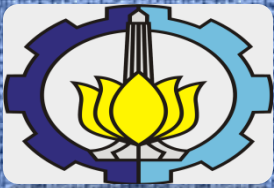
b. Mean

2. Plot ACF

3. Plot PACF

Model	ACF	PACF
AR(p)	Turun secara cepat membentuk eksponensial	Terpotong setelah lag ke-p
MA(q)	Terpotong setelah lag ke-q	Turun secara cepat membentuk eksponensial
ARMA(p,q)	Turun secara cepat membentuk eksponensial	Turun secara cepat membentuk eksponensial

Bowman dan O'Connell (1993)



TINJAUAN PUSTAKA



Estimasi dan Pengujian Parameter

Pada estimasi parameter metode *Least Square* merupakan suatu metode yang dilakukan dengan cara mencari nilai parameter yang meminimumkan jumlah kuadrat kesalahan (selisih antara nilai aktual dan ramalan). Taksiran parameter untuk μ dari model AR(1) sebagai berikut (Wei 2006).

$$\hat{\phi} = \frac{\sum_{i=2}^n (Z_t - \bar{Z})(Z_{t-1} - \bar{Z})}{\sum_{i=2}^n (Z_{t-1} - \bar{Z})^2}$$



TINJAUAN PUSTAKA



Diagnosis Model

White Noise

Uji ini bertujuan untuk menguji residual memenuhi asumsi *white noise* digunakan pengujian sebagai berikut

Hipotesis :

$$H_0 : \rho_1 = \rho_2 = \dots = \rho_K = 0$$

H_1 : minimal ada satu $\rho_k \neq 0$ untuk $k = 1, 2, \dots, K$

Statistik Uji :

$$Q = n(n+2) \sum_{k=1}^K \frac{\hat{\rho}_k^2}{n-k}$$

dimana,

n = banyaknya pengamatan yang dilakukan

$\hat{\rho}_k$ = taksiran autokorelasi residual pada lag ke- k

Daerah Kritis : Tolak H_0 jika $Q > \chi_{\alpha, df=K-p+q}^2$, berarti bahwa residual belum *white noise*.



TINJAUAN PUSTAKA



Diagnosis Model

Distribusi Normal

Selain residual harus memenuhi asumsi *white noise*, residual juga mengikuti distribusi normal. Adapun uji asumsi kenormalan residual yang digunakan adalah dengan menggunakan uji *Kolmogorov Smirnov* sebagai berikut.

Hipotesis :

H_0 : Residual mengikuti asumsi residual normal

H_1 : Residual tidak mengikuti asumsi residual normal

Statistik Uji :

$$D = \sup_x |F_n(x) - F_0(x)|$$

dimana,

$F_n(x)$ = fungsi peluang kumulatif yang dihitung dari data sampel

$F_0(x)$ = fungsi peluang kumulatif distribusi normal atau fungsi yang dihipotesiskan

Sup = nilai supremum (maksimum) semua x dari $|F_n(x) - F_0(x)|$

Daerah Kritis : Tolak H_0 jika $D > D_{(1-\alpha, n)}$

yang berarti bahwa residual belum memenuhi asumsi normal atau hipotesis nol ditolak jika $D > D_{(1-\alpha, n)}$, dengan n adalah ukuran sampel (Daniel 1989).



TINJAUAN PUSTAKA



Pemilihan Model Terbaik

Root mean square error (RMSE) merupakan salah satu indeks yang dapat digunakan untuk mengevaluasi ketepatan model *time series* yang digunakan. Lee & Suhartono (2010) menyatakan perhitungan RMSE untuk data *in-sample* adalah sebagai berikut:

$$RMSE_{in} = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^n (Y_t - \hat{Y}_t)^2}{n - p}}$$

sedangkan nilai RMSE untuk data *out-sample* adalah:

$$RMSE_{out} = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^n (Y_t - \hat{Y}_t)^2}{n}}$$

dimana n adalah jumlah peramalan dan p adalah jumlah parameter yang digunakan. Model terbaik yang dipilih merupakan model dengan nilai RMSE terkecil.



TINJAUAN PUSTAKA



Identifikasi Outlier

Suatu observasi dalam serangkaian data disebut sebagai *outlier* saat observasi tersebut teridentifikasi berbeda dengan observasi yang lain. Terdapatnya *outlier* menggambarkan bahwa terjadi suatu peristiwa khusus dalam suatu data.

Secara umum, model *outlier* dituliskan sebagai berikut (Wei, 2006)

$$Y_t = \sum_{j=1}^k \omega_j v_j(B) I_j^{(T_j)} + \frac{\theta(B)}{\phi(B)} a_t$$



TINJAUAN PUSTAKA



ARIMAX

Model ARIMAX adalah perluasan dari model ARIMA yang dapat menangani analisis intervensi maupun outlier (Cryer & Chan, 2008). Pembentukan model ARIMAX meliputi model dengan data metrik sebagai *input* yang disebut model fungsi transfer, model dengan data non-metrik sebagai *input* disebut model intervensi, dan efek terjadinya Hari Raya Idul Fitri disebut dengan model variasi kalender. Model variasi kalender biasanya karena adanya Hari Raya Idul Fitri mengakibatkan jumlah volume penjualan bahan bakar meningkat.

Salah satu jenis model variasi kalender adalah model variasi kalender dengan metode ARIMAX. Model variasi kalender merupakan model *time series* yang digunakan untuk meramalkan data berdasarkan pola musiman dengan periode bervariasi. Model variasi kalender pada penelitian ini dilakukan dengan menambahkan variabel *dummy* sebagai efek variasi kalender. Berikut persamaan model variasi kalender:

$$Z_t = \beta_1 V_{1,t} + \beta_2 V_{2,t} + \dots + \beta_p V_{p,t} + \gamma_1 S_{1,t} + \gamma_2 S_{2,t} + \dots + \gamma_s S_{s,t} \frac{\theta_q(B)}{\phi_p(B)} a_t.$$



TINJAUAN PUSTAKA



Macam-macam BBM Bersubsidi

Secara umum BBM di Indonesia ada dua macam, yaitu PSO dan Non PSO. (Pertamina 2015). Penelitian ini hanya akan dilakukan pada BBM PSO.

Premium

Premium adalah bahan bakar minyak yang berwarna kekuningan yang jernih. Penggunaan premium pada umumnya adalah untuk bahan bakar kendaraan bermotor bermesin bensin, seperti mobil dan sepeda motor.

Minyak Solar

Jenis BBM ini umumnya digunakan untuk mesin transportasi mesin diesel yang umum dipakai dengan sistem injeksi pompa mekanik (*injection pump*) dan *electronic injection*. BBM ini diperuntukkan untuk jenis kendaraan bermotor transportasi dan mesin industri.



METODOLOGI PENELITIAN



Sumber Data dan Variabel Penelitian

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder volume penjualan BBM premium dan solar di wilayah PT. Pertamina (Persero) Regional V Surabaya dengan periode Januari 2010 sampai Desember tahun 2014. Variabel penelitian yang digunakan adalah data penjualan premium dan solar dengan data *in-sample* pada tahun 2008-2013 dan data *out-sample* 2014.

Metode Analisis

Metode analisis yang digunakan untuk menentukan model peramalan penjualan premium dan solar pada periode mendatang. Ada beberapa langkah-langkah analisis sebagai berikut :



METODOLOGI PENELITIAN



Langkah-langkah analisis dengan metode ARIMA sebagai berikut :

1. Melakukan pengecekan stasioneritas data dengan *time series* plot dan menentukan orde dugaan untuk model ARIMA berdasarkan plot ACF dan PACF yang telah stasioner.
2. Melakukan estimasi parameter model dan menguji signifikansi parameter model.
3. Melakukan pengujian diagnosa untuk semua parameter yang signifikan, meliputi uji *white noise* residual menggunakan uji Ljung-Box dan pengujian distribusi normal menggunakan uji *Kolmogorov-Smirnov*.
4. Memilih model terbaik dengan nilai RMSE terkecil.
5. Meramalkan untuk 12 periode ke depan yaitu Bulan Januari 2015 hingga Bulan Desember 2015.

Langkah-langkah analisis menggunakan metode ARIMAX untuk pemodelan variasi kalender sebagai berikut :

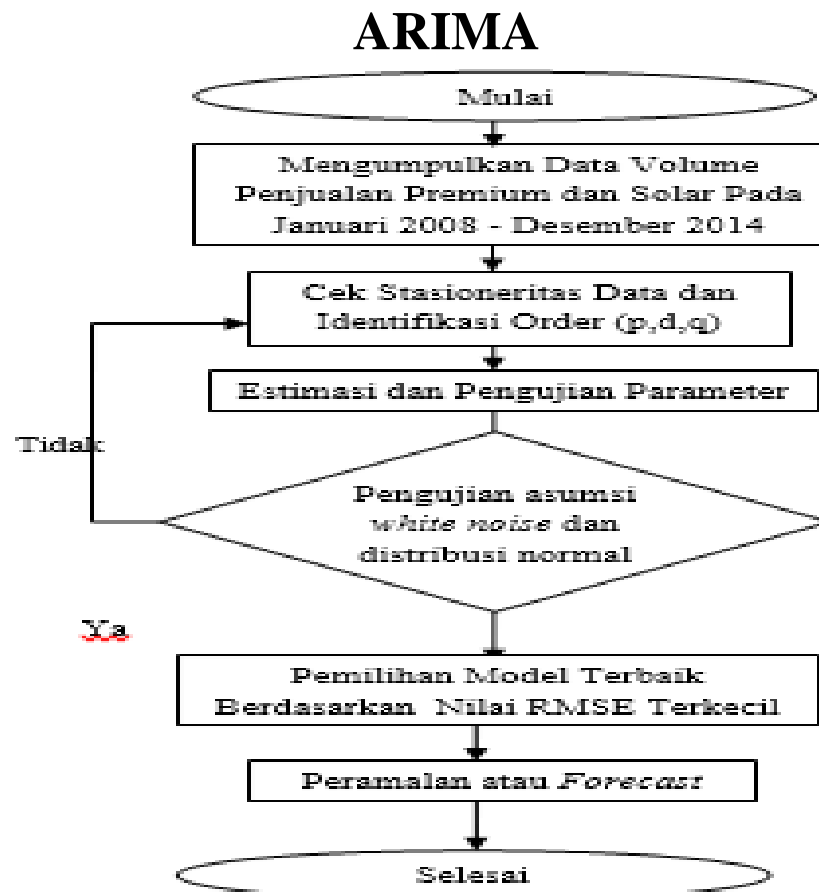
1. Mengidentifikasi model dengan melihat *time series* plot untuk mengetahui adanya pengaruh *outlier* atau Hari Raya Idul Fitri
2. Melakukan pemodelan regresi *dummy*
3. Menentukan model dengan melihat plot ACF dan PACF dari residual model regresi *dummy*.
4. Menaksir parameter dan menguji signifikansi parameter.
5. Menguji residual apakah memenuhi asumsi *white noise* dan distribusi normal.
6. Menghitung nilai RMSE, dipilih yang terkecil.



METODOLOGI PENELITIAN



Flow Chart Langkah-langkah Analisis :



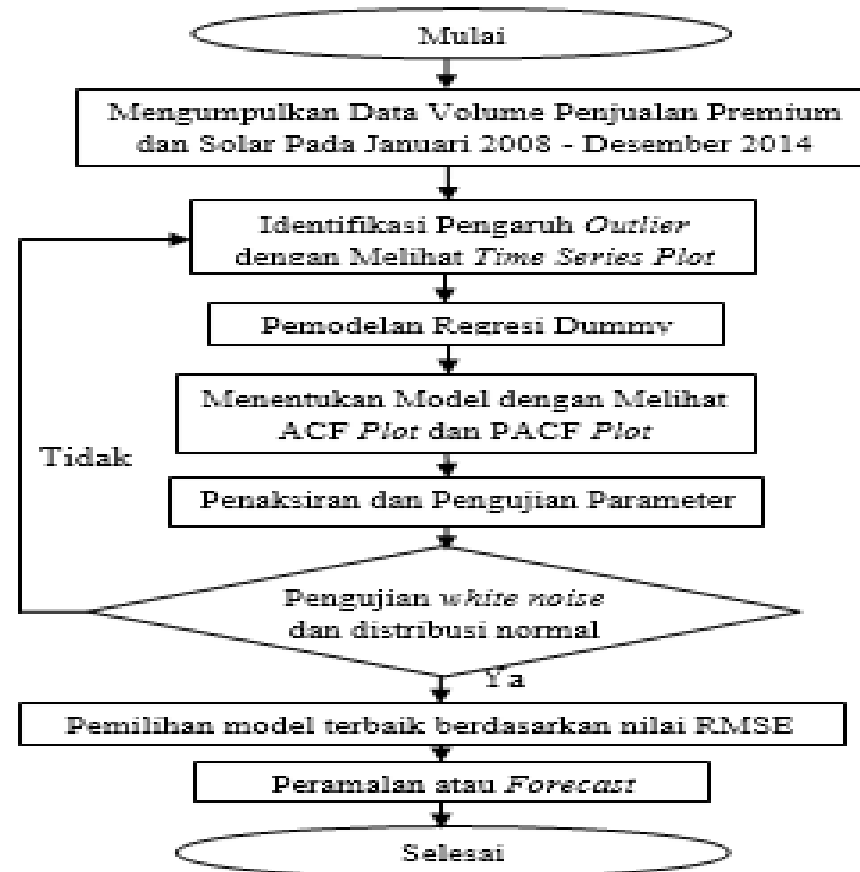


METODOLOGI PENELITIAN



Flow Chart Langkah-langkah Analisis :

ARIMAX



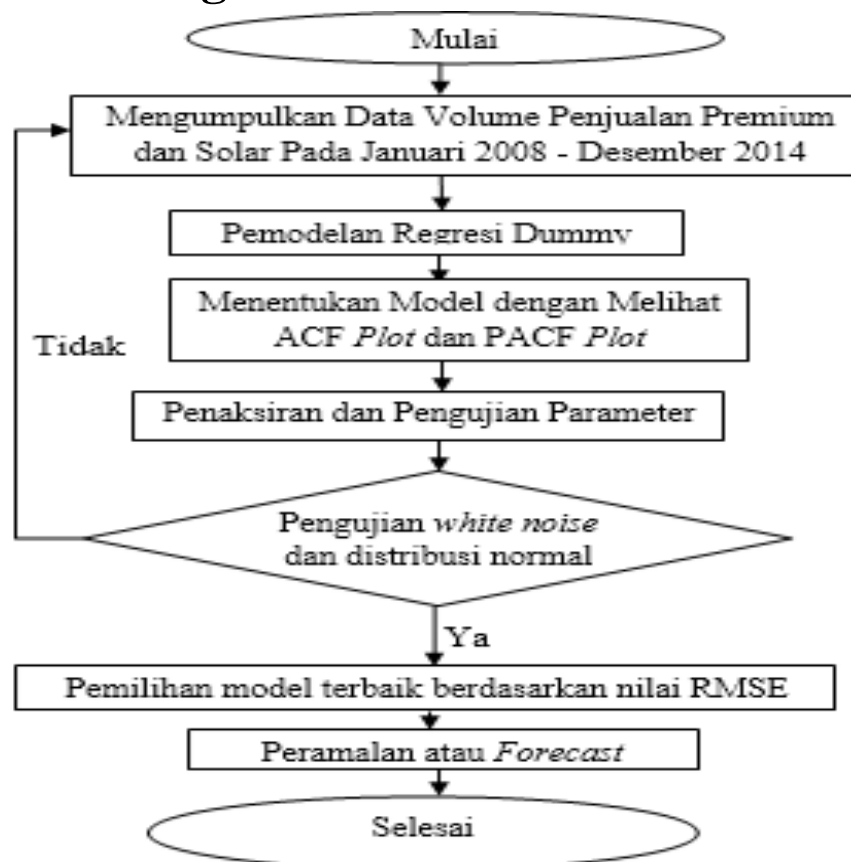


METODOLOGI PENELITIAN



Flow Chart Langkah-langkah Analisis :

Regresi Time Series





ANALISIS DAN PEMBAHASAN



Premium

ARIMA

ARIMAX

Solar

ARIMAX

Regresi
Time
Series



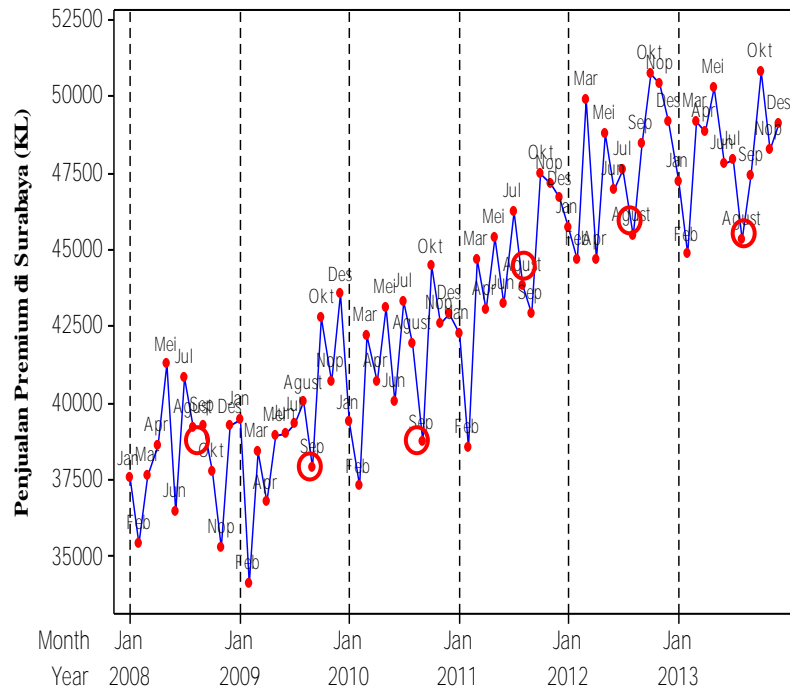
ANALISIS DAN PEMBAHASAN



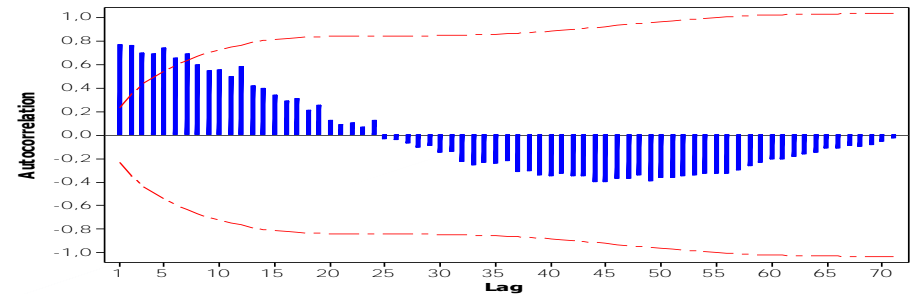
ARIMA

Premium

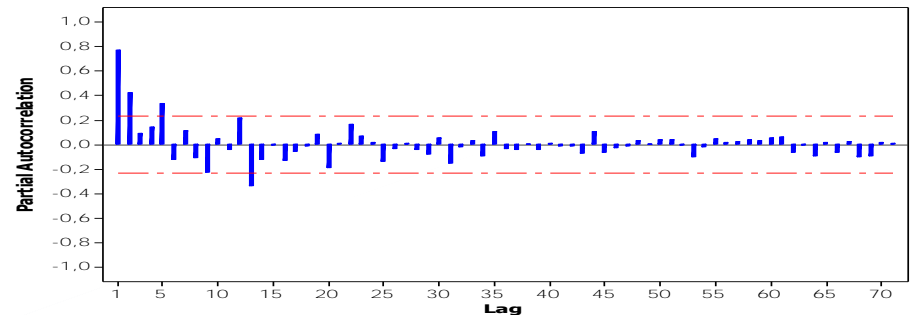
Time Series Plot



Plot ACF



Plot PACF





ANALISIS DAN PEMBAHASAN

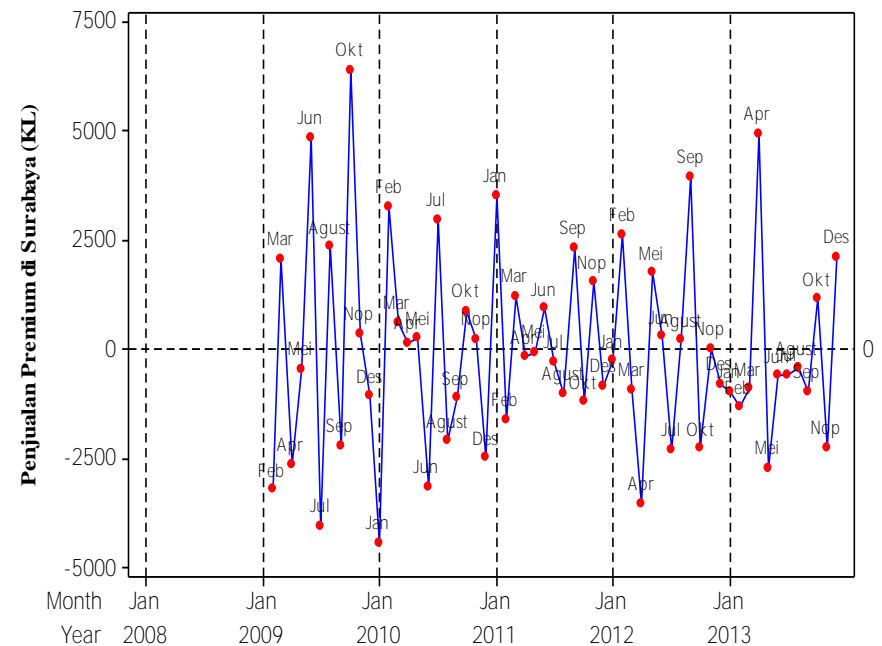
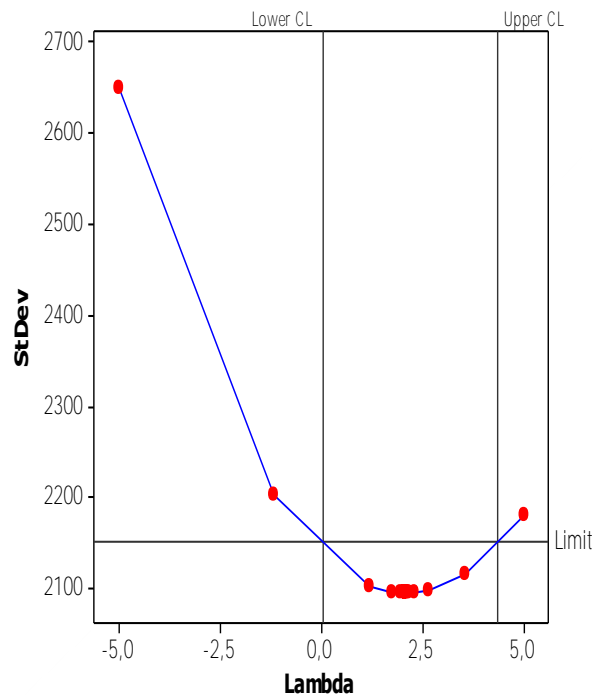


ARIMA

Premium

Box-Cox

Differencing
Time Series Plot





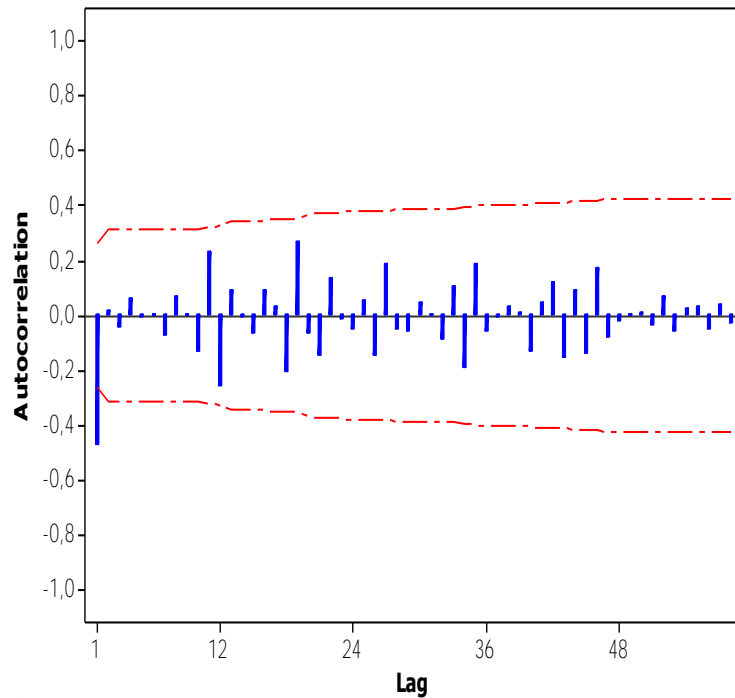
ANALISIS DAN PEMBAHASAN



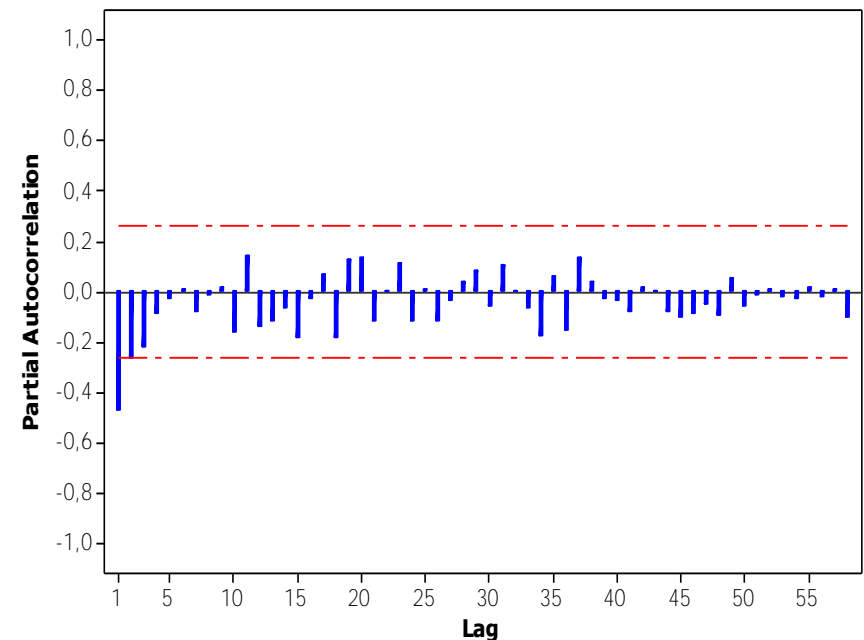
ARIMA

Premium

Differencing ACF



Differencing PACF





ANALISIS DAN PEMBAHASAN



ARIMA

Premium

Terjadinya Lebaran

Tahun	Tanggal Terjadinya Lebaran
2008	1-2 Oktober 2008
2009	21-22 September 2009
2010	10-11 September 2010
2011	30-31 Agustus 2011
2012	19-20 Agustus 2012
2013	8-9 Agustus 2013



ANALISIS DAN PEMBAHASAN



ARIMA

Premium

Estimasi dan Signifikansi Parameter

Model ARIMA	Parameter	Std. Error	t-value	p-value
(1,1,0) (0,1,0) ¹²	$\phi_1 = -0,48516$	0,11507	-4,22	< 0,0001
(0,1,1) (0,1,0) ¹²	$\theta_1 = 0,67204$	0,10009	6,71	< 0,0001

Asumsi Residual White Noise

Model ARIMA	Hingga Lag	Chi-Square	df	P_value
(1,1,0) (0,1,0) ¹²	6	6,92	5	0,2263
	12	12,33	11	0,3394
	18	14,83	17	0,6078
	24	25,10	23	0,3450
(0,1,1) (0,1,0) ¹²	6	0,52	5	0,9914
	12	6,73	10	0,8203
	18	8,40	17	0,9572
	24	15,27	23	0,8846



ANALISIS DAN PEMBAHASAN



ARIMA

Premium

Uji Asumsi Distribusi Normal

Model ARIMA	Kolmogorov Smirnov	P_value
(1,1,0) (0,1,0) ¹²	0,103798	0,1128
(0,1,1) (0,1,0) ¹²	0,066909	> 0,1500

Pemilihan Model Terbaik

Model ARIMA	AIC	SBC	RMSE-in	RMSE-out
(1,1,0) (0,1,0) ¹²	1065,79	1067,867	2003,2	2285,896
(0,1,1) (0,1,0) ¹²	1058,179	1060,257	1872,797	2195,102

Model

$$Z_t = Z_{t-1} + Z_{t-12} - Z_{t-13} - 0,67204a_{t-1} + a_t$$



ANALISIS DAN PEMBAHASAN



ARIMAX

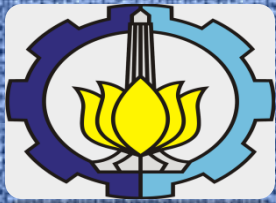
Premium

Penentuan Variabel Dummy

Variabel Dummy	Nilai	Keterangan
$D_{L,t}$	1	Bulan terjadinya lebaran
	0	Lainnya
$D_{1t} - D_{12t}$	1	Bulan Masehi
	0	Lainnya
t	1-72	Trend waktu
	0	Lainnya

Hasil Analisis Regresi dengan Var. Dummy

$$Z_t = 185 t + 36184 D_{1t} + 33209 D_{2t} + 37544 D_{3t} + 35806 D_{4t} + 38141 D_{5t} \\ + 35581 D_{6t} + 37357 D_{7t} + 36874 D_{8t} + 36083 D_{9t} + 38697 D_{10t} + \\ 36464 D_{11t} + 37319 D_{12t} - 2583 D_{L,t}$$



ANALISIS DAN PEMBAHASAN



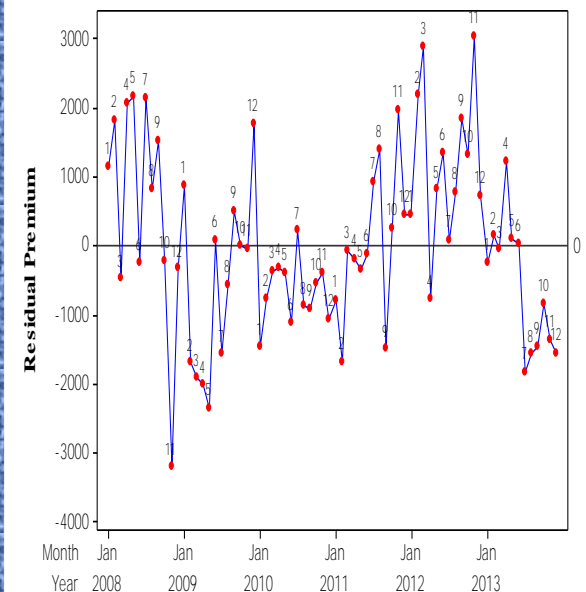
ARIMAX

Estimasi dan Pengujian Parameter

Parameter	Koefisien	Std. Error	<i>t-value</i>	<i>p-value</i>
t	185,228	8,339	22,21	0,000
D _{1t}	36184,3	646,0	56,02	0,000
D _{2t}	33208,5	649,3	51,14	0,000
D _{3t}	37544,1	652,8	57,51	0,000
D _{4t}	35806,1	656,4	54,55	0,000
D _{5t}	38141,0	660,0	57,79	0,000
D _{6t}	35581,5	663,7	53,61	0,000
D _{7t}	37357,4	667,6	55,96	0,000
D _{8t}	36873,6	770,9	47,83	0,000
D _{9t}	36082,6	721,1	50,04	0,000
D _{10t}	38696,5	691,1	55,99	0,000
D _{11t}	36464,5	683,6	53,34	0,000
D _{12t}	37319,3	687,8	54,26	0,000
D _{L,t}	-2582,9	757,3	-3,41	0,001

Premium

Time Series Plot





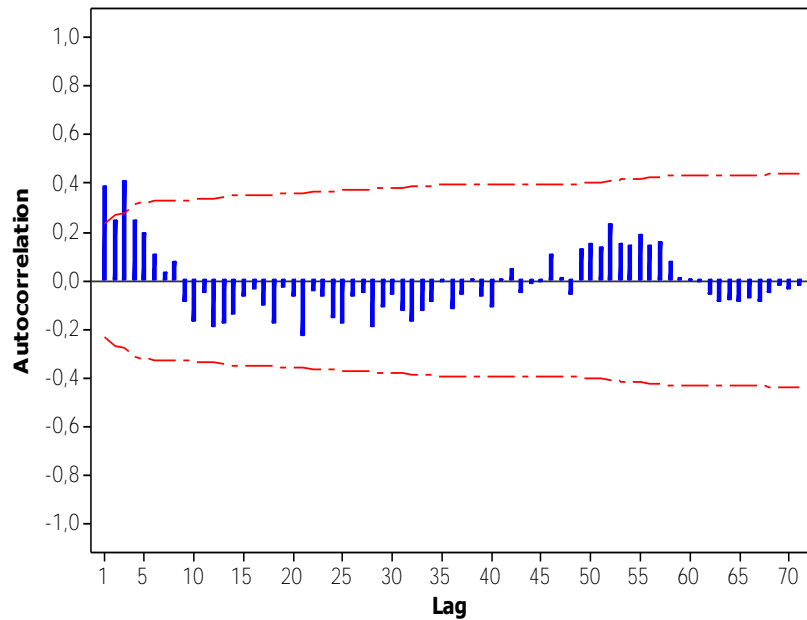
ANALISIS DAN PEMBAHASAN



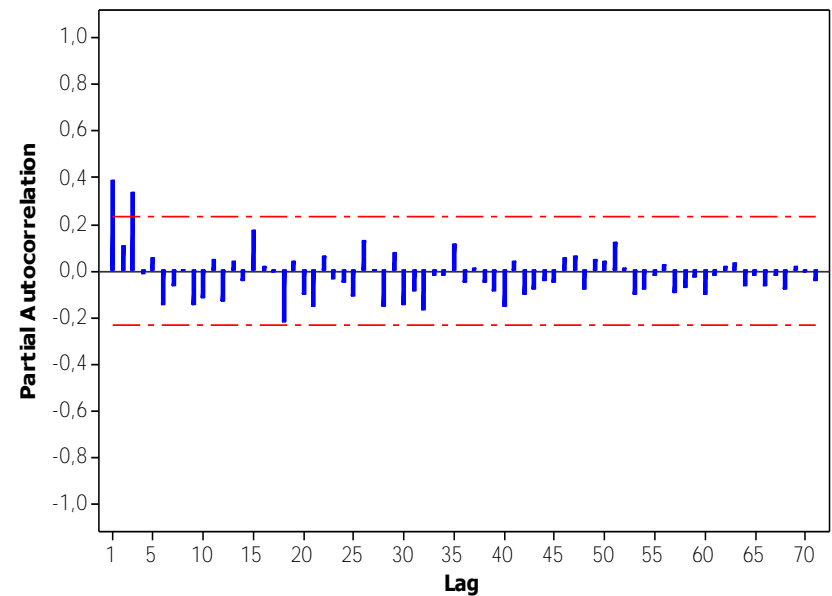
ARIMAX

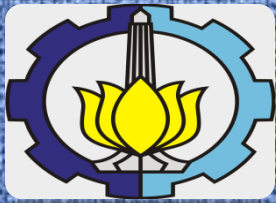
Premium

Plot ACF



Plot PACF





ANALISIS DAN PEMBAHASAN



ARIMAX

Premium

Estimasi dan Signifikansi Parameter

Model	Estimasi	Std. Error	t-value	p-value
ARIMAX-1	$\phi_1 = 0,29412$	0,11613	2,53	0,0113
	$\phi_3 = 0,38131$	0,11866	3,21	0,0013
	$\tau = 174,30948$	18,72742	9,31	< 0,0001
	$\beta_1 = 36422,4$	899,06740	40,51	< 0,0001
	$\beta_2 = 33460,0$	903,58489	37,03	< 0,0001
	$\beta_3 = 37804,2$	912,29609	41,44	< 0,0001
	$\beta_4 = 36126,3$	916,44852	39,42	< 0,0001
	$\beta_5 = 38484,5$	922,20569	41,73	< 0,0001
	$\beta_6 = 35937,6$	928,69645	38,70	< 0,0001
	$\beta_7 = 37764,5$	932,72603	40,49	< 0,0001
	$\beta_8 = 37402,7$	980,85538	38,13	< 0,0001
	$\beta_9 = 36573,5$	962,66099	37,99	< 0,0001
	$\beta_{10} = 39235,3$	946,02464	41,47	< 0,0001
	$\beta_{11} = 36999,0$	949,97592	38,95	< 0,0001
ARIMAX-2	$\beta_{12} = 37769,9$	951,80466	39,68	< 0,0001
	$\beta_{L,t} = -2786,9$	548,62136	-5,08	< 0,0001
	$\theta_1 = -0,26117$	0,11753	-2,22	0,0113
	$\theta_3 = -0,44460$	0,12798	-3,47	0,0013
	$\tau = 183,27019$	11,97585	15,30	< 0,0001
	$\beta_1 = 36255,3$	700,20468	51,78	< 0,0001
	$\beta_2 = 33181,0$	703,34358	47,18	< 0,0001
	$\beta_3 = 37566,1$	709,74673	52,93	< 0,0001
	$\beta_4 = 35872,6$	711,99402	50,38	< 0,0001
	$\beta_5 = 38209,6$	718,71975	53,16	< 0,0001
	$\beta_6 = 35651,9$	725,88239	49,12	< 0,0001
	$\beta_7 = 37429,8$	732,98171	51,07	< 0,0001
	$\beta_8 = 37257,0$	787,59109	47,31	< 0,0001
	$\beta_9 = 36364,9$	767,38583	47,39	< 0,0001
ARIMAX-2	$\beta_{10} = 38905,3$	743,98037	52,29	< 0,0001
	$\beta_{11} = 36630,3$	747,39545	49,01	< 0,0001
	$\beta_{12} = 37401,1$	746,91691	50,07	< 0,0001
	$\beta_{L,t} = -3200,9$	549,42304	-5,83	< 0,0001

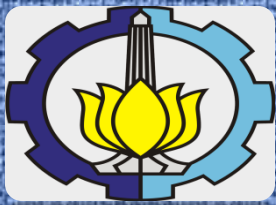
Model

- Model ARIMAX-1:

$$Z_t = 0,29412 Z_{t-1} + 0,38131 Z_{t-3} + 174,30948t + 36422,4 D_{1t} + 33460 D_{2t} + 37804,2 D_{3t} + 36126,3 D_{4t} + 38484,5 D_{5t} + 35937,6 D_{6t} + 37764,5 D_{7t} + 37402,7 D_{8t} + 36573,5 D_{9t} + 39235,3 D_{10t} + 36999,0 D_{11t} + 37769,9 D_{12t} - 2786,9 D_{L,t} + a_t$$

- Model ARIMAX-2

$$Z_t = 0,26117 a_{t-1} + 0,44460 a_{t-3} + 183,27019 t + 36255,3 D_{1t} + 33181,0 D_{2t} + 37566,1 D_{3t} + 35872,6 D_{4t} + 38209,6 D_{5t} + 35651,9 D_{6t} + 37429,8 D_{7t} + 37257,0 D_{8t} + 36364,9 D_{9t} + 38905,3 D_{10t} + 36630,3 D_{11t} + 37401,1 D_{12t} - 3200,9 D_{L,t} + a_t$$



ANALISIS DAN PEMBAHASAN



ARIMAX

Premium

Pengujian Asumsi White Noise

Model	Hingga Lag	Chi-Square	DF	p-value
ARIMAX-1	6	1,30	4	0,8613
	12	7,66	10	0,6622
	18	10,56	16	0,8357
	24	15,15	22	0,8558
ARIMAX-2	6	4,86	4	0,3022
	12	10,47	10	0,4005
	18	14,90	16	0,5323
	24	18,52	22	0,6746

Pengujian Asumsi Normal

Model	Statistik Hitung	p-value	Keputusan
ARIMAX-1	0,057879	> 0,1500	Normal
ARIMAX-2	0,066312	> 0,1500	Normal

Pemilihan Model Terbaik

Model	AIC	SBC	RMSE in	RMSE out
ARIMAX-1	1245,898	1282,325	1251,211	2934,441
ARIMAX-2	1249	1285,653	1278,841	3409,221



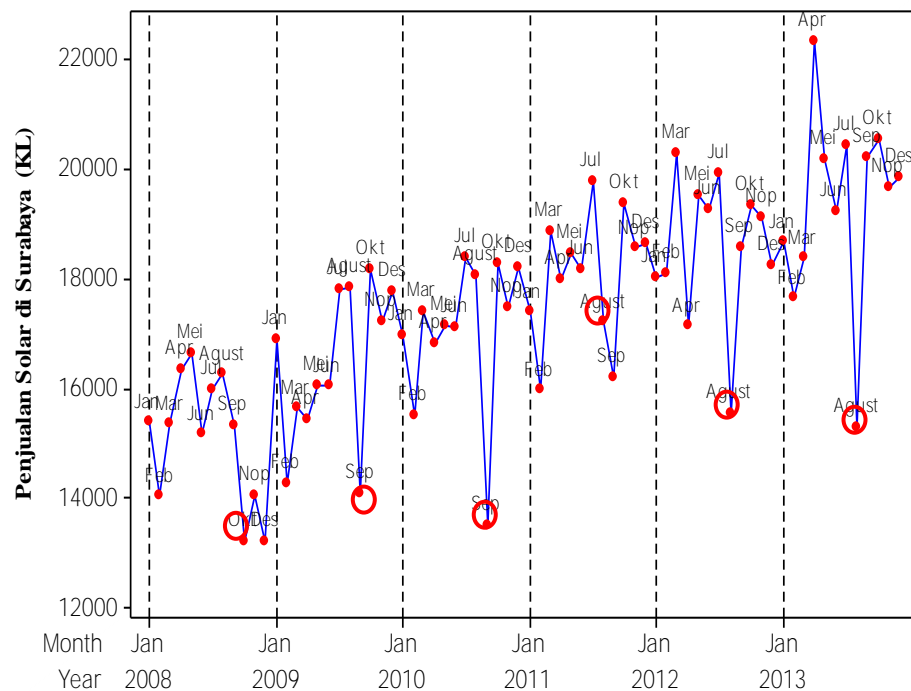
ANALISIS DAN PEMBAHASAN



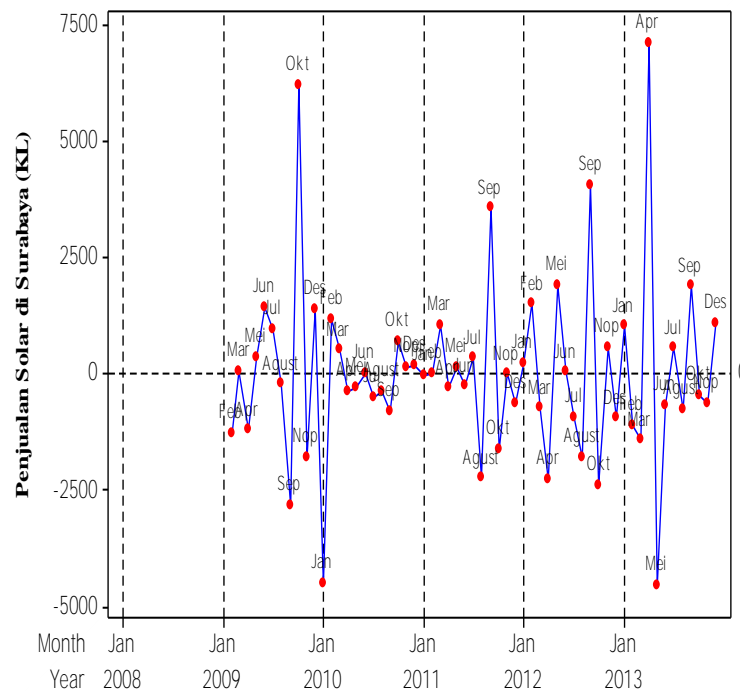
ARIMAX

Solar

Time Series Plot



Time Series Plot Differencing





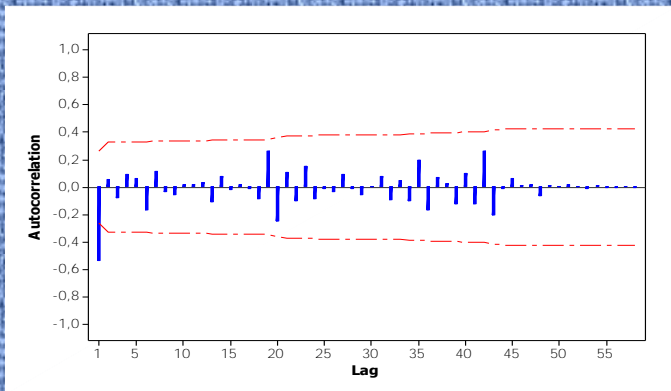
ANALISIS DAN PEMBAHASAN



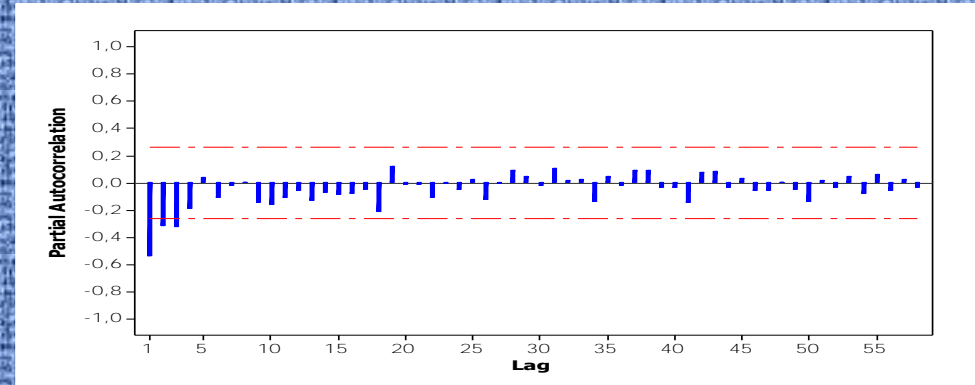
ARIMAX

Solar

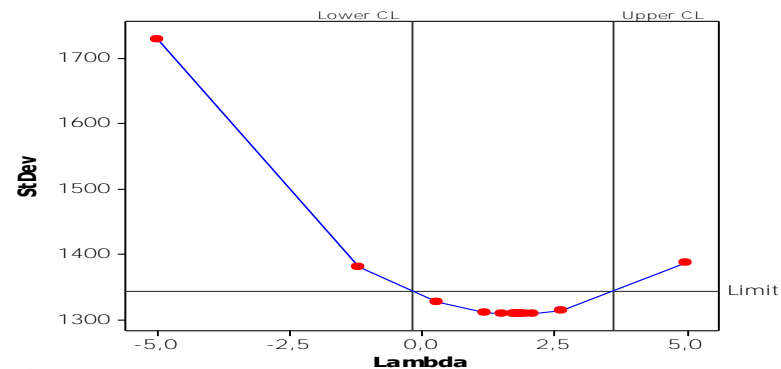
Plot ACF Differencing



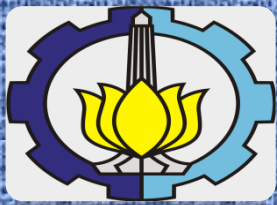
Plot PACF Differencing



Box-Cox



Lambda (using 95,0% confidence)	
Estimate	1,81
Lower CL	-0,18
Upper CL	3,61
Rounded Value	2,00



ANALISIS DAN PEMBAHASAN



ARIMAX

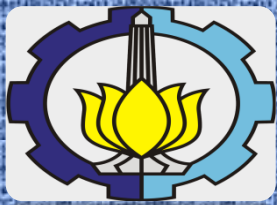
Solar

Estimasi dan Pengujian Parameter

Pengujian Asumsi White Noise

Model ARIMA	Parameter	Std. Error	t-value	p-value
$(1,1,0) (0,1,0)^{12}$	$\phi_1 = -0,52995$	0,11072	-4,79	< 0,0001
$(0,1,1) (0,1,0)^{12}$	$\theta_1 = 0,99995$	45,10698	0,02	0,9823
$(3,1,0) (0,1,0)^{12}$	$\phi_3 = -0,07482$	0,13141	-0,57	0,5691
$(0,1,3) (0,1,0)^{12}$	$\theta_3 = 0,11539$	0,13144	0,58	0,3800
$[(1,2,3),1,0) (0,1,0)^{12}$	$\phi_1 = -0,81420$	0,12519	-6,50	< 0,0001
	$\phi_2 = -0,55458$	0,14824	-3,74	0,0002
	$\phi_3 = -0,32894$	0,12501	-2,63	0,0085
$(0,1,[1,2,3]) (0,1,0)^{12}$	$\theta_1 = 1,00196$	26,22332	0,04	0,9695
	$\theta_2 = -0,05720$	0,18736	-0,31	0,7601
	$\theta_3 = 0,05516$	1,48091	0,04	0,9703

Model ARIMA	Hingga Lag	Chi-Square	df	P_value
$(1,1,0) (0,1,0)^{12}$	6	13,48	5	0,0193
	12	15,46	11	0,1625
	18	17,03	17	0,4522
	24	26,20	23	0,2914
$(0,1,1) (0,1,0)^{12}$	6	3,31	5	0,6620
	12	8,05	11	0,7088
	18	9,92	17	0,9067
	24	18,55	23	0,7271
$(3,1,0) (0,1,0)^{12}$	6	20,01	5	0,0012
	12	21,58	11	0,0279
	18	23,65	17	0,1291
	24	38,82	23	0,0208
$(0,1,3) (0,1,0)^{12}$	6	19,51	5	0,0015
	12	21,10	11	0,0323
	18	23,08	17	0,1466
	24	37,39	23	0,0296
$[(1,2,3),1,0) (0,1,0)^{12}$	6	3,64	3	0,3030
	12	5,80	9	0,7594
	18	6,95	15	0,9589
	24	13,36	21	0,8954
$(0,1,[1,2,3]) (0,1,0)^{12}$	6	3,17	5	0,3655
	12	7,44	10	0,5919
	18	9,22	17	0,8656
	24	17,51	23	0,6799



ANALISIS DAN PEMBAHASAN



ARIMAX

Solar

Pengujian Asumsi Normal

Model ARIMA	Kolmogorov Smirnov	p-value
(1,1,0) (0,1,0) ¹²	0,132512	0,0107
(0,1,1) (0,1,0) ¹²	0,129575	0,0150
(3,1,0) (0,1,0) ¹²	0,132434	0,0108
(0,1,3) (0,1,0) ¹²	0,137773	< 0,0100
[[1,2,3],1,0) (0,1,0) ¹²	0,119318	0,0360
(0,1,[1,2,3]) (0,1,0) ¹²	0,125377	0,0211

Deteksi Outlier

Data ke-	Jenis Outlier	p-value
64	Additive Outlier	< 0,0001
63	Additive Outlier	0,0003
33	Additive Outlier	0,0003
19	Level Shift	0,0044
13	Level Shift	0,0020
10	Level Shift	0,0016
9	Additive Outlier	0,0096
4	Additive Outlier	0,0079



ANALISIS DAN PEMBAHASAN



ARIMAX

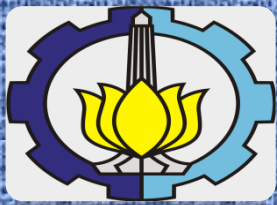
Solar

Penjelasan Terjadinya Outlier

Data ke-	Jenis Outlier	Bulan, Tahun	Kejadian
64	Additive Outlier	April, 2013	1 bulan sebelum isu kenaikan harga solar
63	Additive Outlier	Maret, 2013	2 bulan setelah pengurangan konsumsi solar pada kendaraan pemerintah dan kapal
33	Additive Outlier	September, 2010	Bulan terjadinya lebaran Liburan Sekolah
19	Level Shift	Juli, 2009	Terjadi penurunan harga
13	Level Shift	Januari, 2009	Bulan terjadinya lebaran 1 bulan sebelum terjadinya lebaran
10	Level Shift	Oktober, 2008	Terjadi inflasi
9	Additive Outlier	September, 2008	
4	Additive Outlier	April, 2008	

Estimasi dan Pengujian Parameter

Model	Parameter	Std. Error	t-value	p-value
([1.2.3],1,0)(0,1,0) ¹²	$\phi_1 = -1,09904$	0,12240	-8,98	<0,0001
	$\phi_2 = -0,88449$	0,15573	-5,68	<0,0001
	$\phi_3 = -0,54166$	0,12115	-4,47	<0,0001
	$\omega_{64} = 5445,4$	663,49507	8,21	<0,0001
	$\omega_{63} = -2467,9$	664,18691	-3,72	0,0002
	$\omega_{33} = -1151,3$	480,31439	-2,40	0,0165
	$\omega_{19} = 1011,7$	366,98983	2,76	0,0058
	$\omega_{13} = 2840,8$	446,81803	6,36	<0,0001
	$\omega_{10} = -2423,4$	474,55965	-5,11	<0,0001
	$\omega_9 = 1948,2$	767,47046	2,54	0,0111
	$\omega_4 = 2160,0$	789,29228	2,74	0,0062



ANALISIS DAN PEMBAHASAN



ARIMAX

Solar

Uji Asumsi White Noise

Hingga Lag	Chi-Square	DF	p-value
6	1,14	3	0,7685
12	5,44	9	0,7943
18	14,98	15	0,4528
24	17,24	21	0,6966

Uji Asumsi Normal

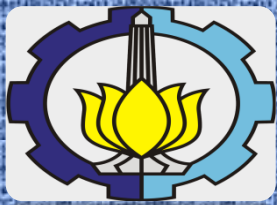
Model ARIMA	Kolmogorov Smirnov	p-value
[[1,2,3],1,0) (0,1,0) ¹²	0087171	> 0,1500

Model Terbaik

Model ARIMA	AIC	SBC	RMSE-in	RMSE-out
[[1,2,3],1,0) (0,1,0) ¹²	966,6693	989,5222	791,405	2267,492

$$(1 - B)(1 - B^{12})(1 + \phi_1 B + \phi_2 B^2 + \phi_3 B^3)Z_t = \omega_1 I_{A,t}^{64} + \omega_2 I_{A,t}^{63} + \omega_3 I_{A,t}^{33} + \omega_4 I_{S,t}^{19} + \omega_5 I_{S,t}^{13} + \omega_6 + \omega_7 I_{S,t}^{10} + \omega_8 I_{A,t}^4 + a_t$$

$$(1 - B)(1 - B^{12})(1 + 1,09904 B + 0,88449 B^2 + 0,54166 B^3)Z_t = 5445,4 I_{A,t}^{64} - 2467,9 I_{A,t}^{63} - 1151,3 I_{A,t}^{33} + 1011,7 I_{S,t}^{19} + 2840,8 I_{S,t}^{13} - 2433,4 I_{S,t}^{10} + 1948,2 I_{A,t}^9 + 2160 I_{A,t}^4 + a_t$$



ANALISIS DAN PEMBAHASAN



Regresi Time Series

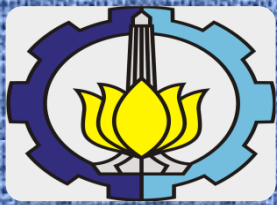
Solar

Pemodelan Regresi Dummy

$$Z_t = 68,7 t + 15093 D_{1t} + 13723 D_{2t} + 15381 D_{3t} + 15336 D_{4t} + 15594 D_{5t} + 15020 D_{6t} + 16175 D_{7t} + 15729 D_{8t} + 14729 D_{9t} + 15952 D_{10t} + 14862 D_{11t} + 14769 D_{12t} - 3285 D_{L,t}$$

Estimasi dan Pengujian Parameter

Parameter	Koefisien	Std. Error	t-value	p-value
t	68,733	5,243	13,11	0,000
D _{1t}	15092,6	406,2	37,16	0,000
D _{2t}	13722,7	408,3	33,61	0,000
D _{3t}	15381,1	410,5	37,47	0,000
D _{4t}	15335,9	412,7	37,16	0,000
D _{5t}	15594,3	415,0	37,57	0,000
D _{6t}	15019,9	417,4	35,99	0,000
D _{7t}	16175,4	419,8	38,53	0,000
D _{8t}	15728,7	484,7	32,45	0,000
D _{9t}	14729,1	453,4	32,49	0,000
D _{10t}	15951,5	434,6	36,71	0,000
D _{11t}	14861,6	429,9	34,57	0,000
D _{12t}	14768,7	432,5	34,15	0,000
D _{L,t}	-3285,2	476,2	-6,90	0,001



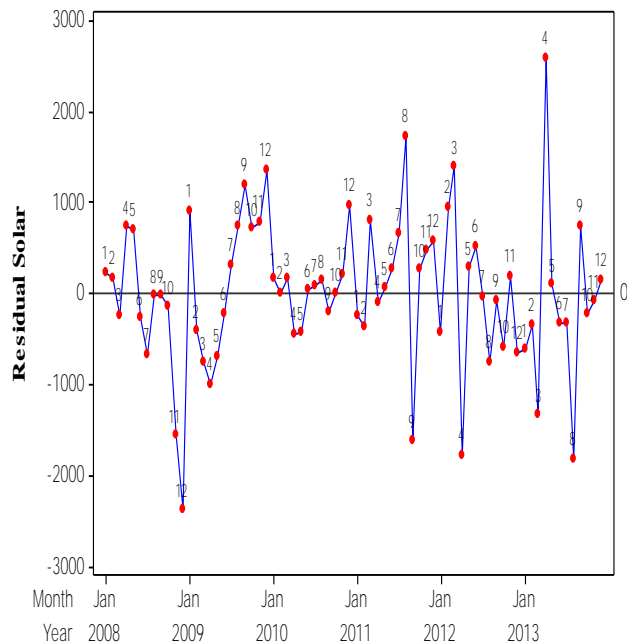
ANALISIS DAN PEMBAHASAN



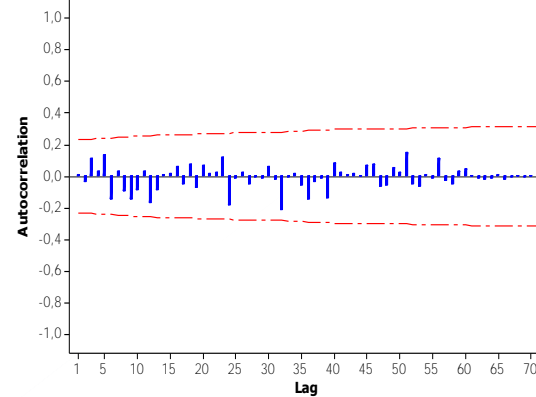
Regresi Time Series

Solar

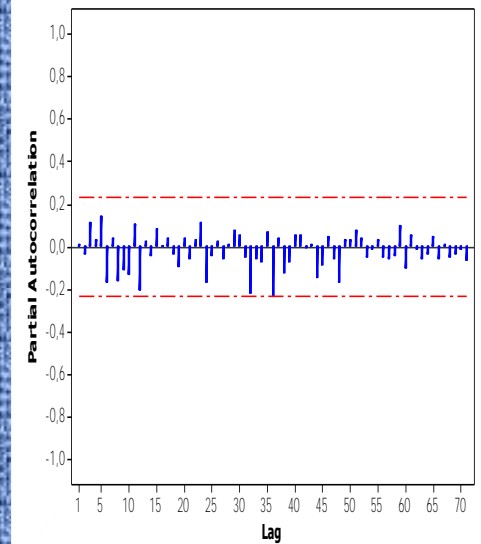
Time Series Plot



ACF Plot



PACF Plot





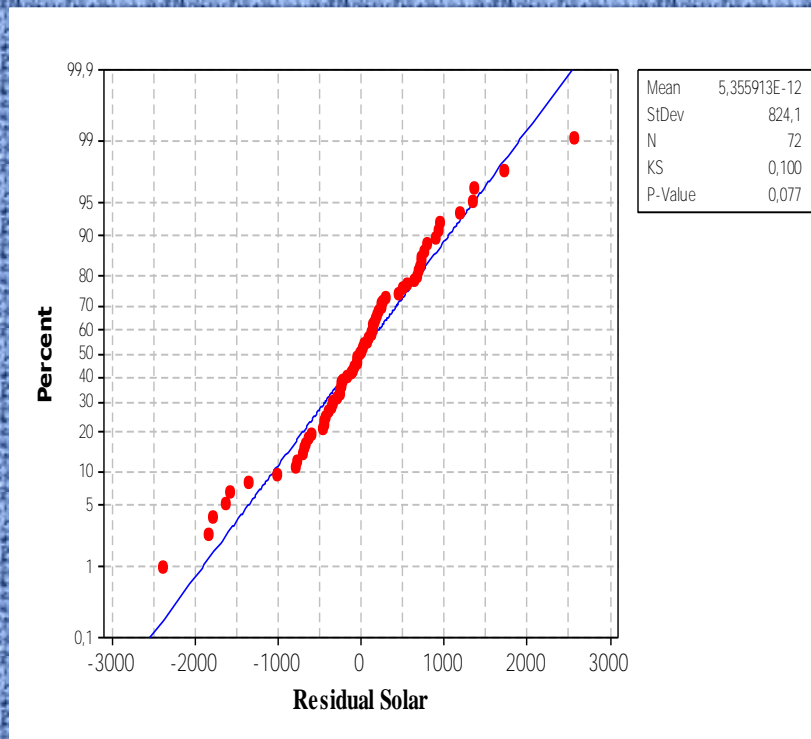
ANALISIS DAN PEMBAHASAN



Regresi Time Series

Solar

Uji Asumsi Residual Normal





Tahun

2008

2009

2010

2011

2012

2013

2014

Tahun	2008	
Jan	190900	101301
Agust	207701	110304
Feb	170401	113000
Mar	211302	110401
Apr	200010	104701
Mei	217202	127900
Jun	201902	104194
Juli	213402	100002
Sep	200409	110100
Ok	207100	109004
Nov	212702	102102
Des	210002	103000
Grand Total	2001902	1479927

Bulan

August

Jan

Feb

Mar

Apr

Mei

Jun

Juli

Sep

Ok

Des

Nov

Bulan	2008	
2008	400001	100900
2009	470000	107302
2010	400000	104007
2011	201400	100902
2012	072207	103000
2013	070000	101370
2014	070104	100007
Grand Total	2001902	1479927

Tahun

2008

2009

2010

2011

2012

2013

2014

Tahun	Volume Penjualan Premium	Volume Penjualan Seder
2008	400001	100900
2009	470000	107302
2010	400000	104007
2011	201400	100902
2012	072207	103000
2013	070000	101370
2014	070104	100007

Bulan

August

Jan

Feb

Mar

Apr

Mei

Jun

Juli

Sep

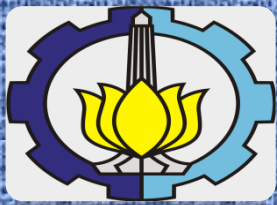
Ok

Des

Nov

Bulan	Volume Penjualan Premium	Volume Penjualan Seder
2008	400001	100900
2009	470000	107302
2010	400000	104007
2011	201400	100902
2012	072207	103000
2013	070000	101370
2014	070104	100007





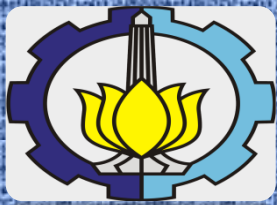
KESIMPULAN DAN SARAN



Kesimpulan

Volume Penjualan	Model	AIC	SBC	RMSE in	RMSE out
Premium	ARIMA	1058,179	1060,257	1872,797	2195,102
	ARIMAX	1245,898	1282,325	1251,211	2934,441

t	Bulan	\hat{Z}_t
85	Januari	46701,7164
86	Februari	42917,7164
87	Maret	48493,7164
88	April	46493,7164
89	Mei	48789,7164
90	Juni	47765,7164
91	Juli	45469,7164
92	Agustus	47357,7164
93	September	50077,7164
94	Oktober	52413,7164
95	Nopember	47741,7164
96	Desember	43541,7164



KESIMPULAN DAN SARAN



Kesimpulan

Volume Penjualan	Model	AIC	SBC	RMSE in	RMSE out
Solar	ARIMAX Regresi Time Series	966,6693 1198,181	989,5222 1230,054	791,405 911,808	2267,492 1756,96

t	Bulan	\hat{Z}_t
85	Januari	19980
86	Februari	18772,6
87	Maret	20467,2
88	April	20441,8
89	Mei	20896,4
90	Juni	20377
91	Juli	18149,6
92	Agustus	20955,2
93	September	20450,8
94	Oktober	21567,4
95	Nopember	20498
96	Desember	20306,6



KESIMPULAN DAN SARAN



Kesimpulan

Pada Dashboard, penjualan premium dan solar di PT. Pertamina (Persero) Regional V Surabaya tertinggi terdapat pada Bulan Oktober dan Pada Tahun 2013. Hasil ramalan juga menunjukkan bahwa penjualan tertinggi terletak pada Bulan Oktober, sehingga perusahaan lebih mengantisipasi adanya kelangkaan bahan bakar premium maupun solar.

Saran

Hasil peramalan sebaiknya lebih diperhatikan lagi agar tidak terjadi kelangkaan dan kelebihan BBM , sedangkan untuk pembuatan dashboard lebih ditambahkan variasi-variasi agar lebih menarik.



DAFTAR PUSTAKA



- Bowerman, B. L., dan O'Connell, R. T. 1993. *Forecasting and Time Series: An Applied Approach*, 3rd Edition. Belmont: Duxbury Press.
- Cryer, J. D., dan Kung-Shik Chan. 2008. *Time Series Analysis With Applications in R*, 2nd Edition. New York: Springer.
- Daniel, W. W. 1989. *Statistik Nonparametrik Terapan*. Diterjemahkan oleh Alex Tri Kantjono W. Jakarta: PT. Gramedia.
- Dini, N. S. 2012. *Peramalan Kebutuhan Premium dengan Metode Arimax untuk Optimasi Persediaan di Wilayah TBBM Madiun*. Surabaya: ITS Surabaya.
- Dispenda. 2015. *Data Jumlah Kendaraan R2 dan R4 di Surabaya*. Surabaya: Dispenda Jatim.
- Draper, S. 1992. *Analisis Regresi Terapan*. Jakarta: PT. Gramedia Pustaka Utama.
- Fauzi, A. 2007. *Reporting, Analysis, Dashboard Excel 2007*. Jakarta: PT. Elex Media Komputindo.
- Lee, H. M., & Suhartono. (2010). Calendar Variation Model Based on ARIMAX for Forecasting Sales Data with Ramadhan Effect. *Proceedings of the Regional Conference on Statistical Sciences*, 5.
- Makridakis dkk. 1995. *Metode dan Aplikasi Peramalan*. Diterjemahkan oleh Untung Sus Andriyanto dan Abdul Basith. Jakarta: Erlangga.
- Perdana, A. S. 2012. *Perbandingan Metode Time Series Regression dan Arimax Pada Pemodelan Data Penjualan Pakaian di Boyolali*. Surabaya: ITS Surabaya.
- Pertamina, PT. 2015. *Produk dan Volume Penjualan Premium dan Solar di Surabaya*. Surabaya: PT. Pertamina Regional V.
- Purnamasari, I. 2011. *Metode TLSAR Berbasis Regresi Time Series, ARIMAX, dan Neural Network Untuk Peramalan Beban Listrik*. Surabaya: ITS Surabaya.
- Rahmawati, D. 2011. *Peramalan Volume Pendistribusian Bahan Bakar Minyak (BBM) di PT. Pertamina (Persero) Unit Pemasaran III Jakarta* " dari keempat metode yaitu Naive, Winter, ARIMA, dan Regresi Time Series. Surabaya: ITS Surabaya.
- Rori, M. 2014. *Analisis Peramalan Penjualan Sepeda Motor di Kabupaten Ngawi dengan Metode ARIMA dan ARIMAX*. Surabaya: ITS Surabaya.
- Wei, W. W.S. 2006. *Time Series Analysis Univariate and Multivariate Methods*. New York: Pearson Education, Inc.



LAMPIRAN DATA



Tahun	Bulan	BBM (KL)	
		Premium	Solar
2008	Januari	37527	15389
	Februari	35395	14033
	Maret	37627	15344
	April	38619	16343
	Mei	41244	16634
	Juni	36452	15162
	Juli	40808	15980
	Agustus	39176	16252
	September	39273	15320
	Oktober	37756	13207
	November	35287	14057
	Desember	39217	13207
2009	Januari	39463	16898
	Februari	34108	14273
	Maret	38402	15643
	April	36754	15433
	Mei	38933	16068
	Juni	38994	16032
	Juli	39303	17794
	Agustus	40013	17837
	September	37899	14086
	Oktober	42775	18177
	November	40676	17226
	Desember	43528	17775
2010	Januari	39344	16968
	Februari	37260	15519
	Maret	42179	17394

2010	Mei	43116	17152
	Juni	40033	17117
	Juli	43322	18388
	Agustus	41929	18062
	September	38696	13501
	Oktober	44448	18283
	November	42566	17478
	Desember	42929	18211
2011	Januari	42252	17386
	Februari	38559	15961
	Maret	44697	18872
	April	43024	17988
	Mei	45396	18467
	Juni	43254	18172
	Juli	46253	19780
	Agustus	43847	17202
	September	42925	16198
	Oktober	47480	19370
2012	November	47136	18554
	Desember	46663	18642
	Januari	45724	18038
	Februari	44653	18110
	Maret	49875	20274
	April	44660	17134
	Mei	48775	19518
	Juni	46933	19254
	Juli	47635	19924
	Agustus	45440	15542
	September	48480	18574
	Oktober	50760	19350
	November	50432	19110

2012	Desember	49160	18237
2013	Januari	47248	18661
	Februari	44840	17637
	Maret	49160	18369
	April	48880	22325
	Mei	50280	20161
	Juni	47832	19229
	Juli	47944	20445
	Agustus	45320	15293
	September	47400	20209
	Oktober	50832	20533
2014	November	48256	19653
	Desember	49096	19861
	Januari	47400	18181
	Februari	43616	17533
	Maret	49192	19035
	April	47192	18714
	Mei	49488	19936
	Juni	48464	19328
	Juli	46168	16352
	Agustus	48056	18176
	September	50776	20272
	Oktober	53112	20384
	November	48440	19064
	Desember	44240	17872

TERIMA KASIH